



CENTRO UNIVERSITÁRIO DE BRASÍLIA -UniCEUB
CURSO DE ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO

WILLIAN VERRI CARNEIRO MAGALHÃES

SISTEMA DE ANÁLISE PARA
ELETROCARDIOGRAMA

Orientador: Prof. MsC. Francisco Javier De Obaldía Díaz

Brasília
1º Semestre de 2012

WILLIAN VERRI CARNEIRO MAGALHÃES

**SISTEMA DE ANÁLISE PARA
ELETROCARDIOGRAMA**

Trabalho apresentado ao Centro
Universitário de Brasília
(UniCEUB) como pré-requisito
para a obtenção de Certificado de
Conclusão de Curso de Engenharia
de Computação.

Orientador: Prof. MsC Francisco
Javier De Obaldía.

Brasília

1º Semeste de 2012

WILLIAN VERRI CARNEIRO MAGALHÃES

**SISTEMA DE ANÁLISE PARA
ELETROCARDIOGRAMA**

Trabalho apresentado ao Centro
Universitário de Brasília
(UniCEUB) como pré-requisito
para a obtenção de Certificado de
Conclusão de Curso de Engenharia
de Computação.

Orientador: Prof.MsC Francisco
Javier De Obaldía Diaz

Este Trabalho foi julgado adequado para a obtenção do Título de Engenheiro de Computação,
e aprovado em sua forma final pela Faculdade de Tecnologia e Ciências Sociais Aplicadas -
FATECS.

Prof. Abiezer Amarilia Fernandes
Coordenador do Curso

Banca Examinadora:

Prof. Francisco Javier De Obaldía Diaz, Mestre.
Orientador

Prof. Miguel Archanjo Bacellar Goes Telles Junior, Doutor.
UniCEUB

Prof. Luis Cláudio Lopes de Araujo, Mestre.
UniCEUB

Prof. Luciano Henrique Duque, Mestre.
UniCEUB

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador por todo apoio dado ao longo do semestre e pela confiança depositada em mim.

À minha noiva por toda a paciência durante os fins de semana de estudos e as noites mal dormidas.

Aos meus pais por todo o apoio que me deram durante toda a minha formação, sempre me motivando.

Aos meus colegas pelo companheirismo e pronta ajuda sempre que necessitei.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS.....	VI
LISTA DE QUADROS.....	VIII
LISTA DE ABREVIATURAS.....	IX
RESUMO.....	X
ABSTRACT.....	XI
1 CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO	12
1.1 Apresentação do Problema.....	12
1.2 Objetivos do Trabalho.....	13
1.3 Justificativa e Importância do Trabalho	14
1.4 Escopo do Trabalho.....	14
1.5 Resultados Esperados.....	15
1.6 Estrutura do Trabalho.....	15
2 CAPÍTULO 2 - APRESENTAÇÃO DO PROBLEMA	17
2.1 O Eletrocardiograma (ECG).....	17
2.2 Telehomecare	18
2.3 Princípio de funcionamento do ECG.....	19
2.3.1 Ondas Q, R, S, T e U.....	19
2.3.2 Derivações do ECG.....	22
2.3.2.1 Derivações bipolares (DI, DII e DIII)	22
2.3.2.2 Derivações unipolares (aVR, aVL e aVF).....	23
2.3.2.3 Derivações precordiais (V ₁ , V ₂ , V ₃ , V ₄ , V ₅ e V ₆).....	24
2.4 Principais doenças cardíacas	26
2.4.1 Taquicardia.....	27
2.4.2 Bradicardia	28
2.4.3 Bloqueio sinoatrial	28
2.4.4 Fibrilação Ventricular	29
2.4.5 Fibrilação Atrial	29
2.4.6 Parada cardíaca.....	30
3 CAPÍTULO 3 – REFERENCIAL TEÓRICO.....	31
3.1 Wavelet e Transformada Wavelet	31
3.1.1 Wavelet.....	32
3.1.2 Transformada Wavelet (WT)	34
3.1.3 Função de escala.....	35
3.1.4 Transformada Discreta Wavelet (DWT)	36

3.2	MatLab	39
3.2.1	Toolboxes utilizadas.....	40
3.2.1.1	Wavedec	40
3.2.1.2	Appcoef.....	42
3.3	MITDB-BIH.....	43
3.4	Eletrocardiograma	44
4	CAPÍTULO 4 –SISTEMA DE ANÁLISE PARA ELETROCARDIOGRAMA	46
4.1	Apresentação Geral da Solução Proposta.....	46
4.2	Preparação do sinal.....	48
4.3	Aplicação da Transformada Discreta Wavelet (DWT)	49
4.4	Localização dos picos de onda R	53
4.5	Localização do complexo QRS	54
4.6	Localização das ondas P e T	56
4.7	Detecção de arritmias	58
5	CAPÍTULO 5 - APLICAÇÃO PRÁTICA DO SISTEMA PROPOSTO	60
5.1	Apresentação da área de Aplicação do Sistema	60
5.2	Descrição da Aplicação do Sistema	61
5.3	Validação do Sistema	66
5.4	Avaliação Global do Sistema	69
6	CAPÍTULO 6 - CONCLUSÃO	70
6.1	Conclusões	70
6.2	Sugestões para Trabalhos Futuros.....	71
7	APÊNDICE A- Código fonte do algoritmo desenvolvido	74

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1: Onda de despolarização que produz a contração do miocárdio. (DUBIN, 1984)	20
Figura 2.2: Corte transversal do coração e contração das aurículas, ou átrios, resultando a onda P. (DUBIN, 1984).....	20
Figura 2.3: Impulso elétrico que produz a contração dos ventrículos. (DUBIN, 1984)	21
Figura 2.4: Eletrocardiograma normal. (GUYTON e HALL, 2006)	22
Figura 2.5: Disposição dos eletrodos para registro das derivações bipolares padrão. (GUYTON e HALL, 2006)	23
Figura 2.6: Disposição dos eletrodos para registro de derivações unipolares. (DUBIN, 1984)	24
Figura 2.7: Disposição dos eletrodos para registro das derivações torácicas. (GUYTON e HALL, 2006)	25
Figura 2.8: Eletrocardiogramas normais registrados pelas seis derivações torácicas padrão. (DUBIN, 1984)	26
Figura 2.9: Posição das derivações torácicas em relação ao coração. (DUBIN, 1984).....	26
Figura 2.10: Taquicardia sinusal (derivação I). (GUYTON e HALL, 2006).....	27
Figura 2.11: Bradicardia sinusal (derivação III). (GUYTON e HALL, 2006)	28
Figura 2.12: Bloqueio sinoatrial com ritmo nodal A-V durante o período de bloqueio (derivação III). (GUYTON e HALL, 2006)	28
Figura 2.13: Fibrilação ventricular (derivação II). (GUYTON e HALL, 2006)	29
Figura 2.14: Fibrilação atrial (derivação I). (GUYTON e HALL, 2006)	30
Figura 3.1: Exemplo de wavelet conhecido como chapéu mexicano. (ADDISON, 2002).....	33
Figura 3.2: Decomposição utilizando wavelet. (VANISREE, 2011)	39
Figura 3.3: Decomposição do Sinal X utilizando função wavedec. (MATLAB, 2011)	41
Figura 3.4: Decomposição do sinal utilizando DWT. (MATLAB, 2011).....	41
Figura 3.5: Árvore de decomposição do sinal, utilizando DWT.	42
Figura 4.1: Fluxograma simplificado do algoritmo de análise do sinal de ECG.....	47
Figura 4.2: Acima o sinal original e abaixo o mesmo sinal após a adequação da linha de base.....	48
Figura 4.3: Wavelet mãe e função escala da wavelet Daub4.	50
Figura 4.4: Estrutura da decomposição por DWT, coeficiente de aproximação de nível 4 e coeficientes de detalhes de nível 4, 3, 2 e 1.....	50

Figura 4.5: Acima o sinal original seguido das DWT's de 1ª, 2ª, 3ª e 4ª ordem	51
Figura 4.6: DWT's de 5ª, 6ª, 7ª, 8ª e 9ª ordens.....	52
Figura 4.7: Fluxograma do algoritmo para localização das ondas R	53
Figura 4.8: Fluxograma do algoritmo de localização da onda Q.....	55
Figura 4.9: Fluxograma do algoritmo de localização da onda S.....	56
Figura 4.10: Fluxogramas dos algoritmos de localização das ondas P, à direita e T, à esquerda.	57
Figura 4.11: Fluxograma do algoritmo para detecção de arritmias.....	58
Figura 5.1: Sinal de ECG da amostra 103	61
Figura 5.2: Sinal 103 após retirada da baseline drift.....	62
Figura 5.3: Sinal original acima, sinal decomposto pelo <i>wavedec</i> e sinais dos coeficientes de aproximação das escalas 2^1 , 2^2 e 2^3	62
Figura 5.4: Localização das ondas R na amostra 103 do MITDB.	63
Figura 5.5: Localização do complexo QRS.....	64
Figura 5.6: Localização de todas as ondas do ECG.	64
Figura 5.7: Sinal do ECG com localização de todas as ondas e indicação das frequência em cada batimento.....	65
Figura 5.8: Representação de arritmias, paciente com bradicardia.	66

LISTA DE QUADROS

Tabela 5.1: Resultados finais para trechos de 1 minuto da base de dados MIT-BIH	67
Tabela 5.2: : Resultados finais para trechos de 1 minuto da base de dados MIT-BIH, considerando uma tolerância de até 4 amostras.	68

LISTA DE ABREVIATURAS

ECG	E letro c ardiograma
AV	Á trio v entricular
AVR	A ugmented V ector R ight
AVL	A ugmented V ector L eft
AVF	A ugmented V ector F oot
DWT	D iscrete W avelet T ransform
IDWT	I nverse D iscrete W avelet T ransform
MatLab	M atrix L aboratory
GUI	G raphical U ser I nterface
MITDB	M assachusetts I nstitute o f T echnology D ata B ase
BIH	B eth I srael H ospital

RESUMO

O monitoramento e a análise dos sinais da atividade elétrica cardíaca são amplamente utilizados na medicina como auxílio para diagnosticar doenças e fazer a avaliação do quadro clínico de um paciente. Cerca de 12% dos jovens brasileiros entre 20 e 40 anos tem problemas cardiovasculares, além de 70% a 80% das mortes de idosos serem causadas por doenças coronárias. O monitoramento utilizando o eletrocardiograma se torna fundamental para a prévia detecção de anormalidades capazes de indicar propensão ao desenvolvimento ou a existência destas doenças. Apesar de ser um exame não invasivo e de custo acessível, torna-se algo inconveniente ao paciente o deslocamento ou ter de permanecer em um hospital para a realização deste exame, para contornar este problema criou-se o sistema de *home care*, onde o paciente pode ser examinado no conforto de sua residência enquanto é monitorado por uma equipe especializada. A análise deste tipo de sinal, no entanto, demanda tempo devido a quantidade de informações a serem analisadas. O presente trabalho tem como proposta uma alternativa para a análise automatizada de sinais de eletrocardiograma. O algoritmo foi desenvolvido para o ambiente MatLab, utilizando a Transformada Discreta Wavelet como base para a análise do sinal, que teve como principal objetivo a detecção do complexo QRS, principal ponto de referência para detectar e diagnosticar doenças cardíacas. O desempenho do algoritmo foi avaliado por intermédio da execução do mesmo utilizando como dados de entrada os eletrocardiogramas da base de dados MITDB-BIH de arritmias, sendo possível a comparação dos complexos QRS detectados pelo algoritmo com anotações realizadas por cardiologistas, encontrando por intermédio do método aqui apresentado taxas de acerto superiores a 95%.

Palavras Chave: Eletrocardiograma, Transformada Discreta Wavelet, Análise de sinais.

ABSTRACT

The monitoring and analysis of signs of cardiac electrical activity are widely used in medicine as an aid to diagnose diseases and do the clinical assessment of a patient. About 12% of young Brazilians between 20 and 40 years have cardiovascular problems, and 70% to 80% of deaths among the elderly are caused by coronary heart disease. Monitoring by electrocardiogram is vital for the early detection of abnormalities that could indicate a propensity for development or existence of these diseases. Despite being a noninvasive and inexpensive, it is somewhat inconvenient for the patient the displacement or have to remain in the hospital for the conducting of such examination, to overcome this problem have been created the system of home care, where the patient can be examined in the convenience of your home while being monitored by a specialized team. The analysis of this signal type, however, demands a lot of time because of the amount of information to be analyzed. The present work is an alternative proposal for the automated analysis of electrocardiographic signals. The algorithm was developed for MatLab, using the Discrete Wavelet Transform as a basis for signal analysis, which aimed to the detection of the QRS complex, the main point of interest for detecting and diagnosing heart disease. The algorithm performance was evaluated through the execution using as input the data from electrocardiograms database MITDB-BIH arrhythmia, being possible to compare the QRS complex detected by the algorithm with annotations made by cardiologists, obtaining through the method here presented success rates higher than 95%.

Keywords: Electrocardiogram, Discrete Wavelet Transform, Analysis of signals.

CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO

1.1 Apresentação do Problema

O monitoramento e a análise dos sinais fisiológicos de pacientes são amplamente utilizados na medicina como forma de diagnosticar doenças ou na avaliação do quadro clínico de um paciente, seja por intermédio da pressão sanguínea, atividade elétrica cardíaca ou cerebral. Porém, a coleta destes dados geralmente se apresenta de forma trabalhosa ao médico e desconfortável ao paciente.

Dentre os principais sinais fisiológicos observados está a atividade elétrica cardíaca. O monitoramento destes sinais pode ser feito de diversas maneiras, sendo a mais comum o eletrocardiograma em repouso, geralmente realizado em consultórios médicos, levando apenas alguns minutos para ser realizado, em outros casos, quando é necessário monitorar a atividade elétrica cardíaca por um longo período de tempo, o ECG (Eletrocardiograma) é realizado em sistema de *home care*, onde o paciente utiliza um aparelho portátil para aquisição dos ECG e pode realizar suas atividades diárias quase que normalmente.

O sistema de *home care*, que é caracterizado pela utilização de aparatos que permitem o acompanhamento do paciente à distância, podendo este permanecer no conforto de sua residência, enquanto é examinado por equipamentos específicos que ficam responsáveis por enviar os registros obtidos para o médico ou responsável através da internet, link de rádio ou sistema similar, sem a necessidade do paciente se locomover para receber a assistência que lhe for necessária. Pode-se classificar dois tipos de pacientes os quais se distinguem apenas pelo seu estado de saúde, dos de menor risco para os de maior risco. Os pacientes de baixo risco são aqueles que não apresentam sintomas ou histórico de doenças que de alguma forma possam levar a morte ou a um estado grave de saúde. Os pacientes de alto risco por sua vez,

apresentam sintomas e possuem histórico médico ou alguma probabilidade de possuir algum tipo de enfermidade que possa levar ao falecimento deste paciente, assim necessitando de cuidados específicos.

Para pacientes de baixo risco, este problema é solucionado utilizando um *Holter*, o qual grava o sinal recebido pelo paciente durante o dia e depois o transmite ao computador ou diretamente ao médico responsável. Enquanto para pacientes de alto risco, o sinal deve ser transmitido ao médico ou responsável com a maior frequência possível, problema este solucionado pela utilização de softwares que enviam os dados ao médico de maneira remota através de uma conexão com a internet.

Os softwares utilizados para a transmissão destes dados geralmente não possuem recursos que auxiliem o médico na detecção de problemas cardíacos, por não possuírem ferramentas que realizem a análise dos sinais obtidos pelo eletrocardiograma.

1.2 Objetivos do Trabalho

Objetivo Geral – Desenvolver um algoritmo que possibilite a análise e monitoramento de um sinal obtido de um eletrocardiograma, possibilitando maior comodidade e facilidade tanto ao médico quanto ao paciente.

Objetivos Específicos – Com o uso de sinais existentes de eletrocardiograma, desenvolver algoritmo capaz de processar este sinal para uma melhor visualização e utilizando a transformada wavelet realizar a tratativa e análise de possíveis arritmias cardíacas.

1.3 Justificativa e Importância do Trabalho

Este projeto abrange grande parte dos conhecimentos adquiridos ao longo do curso de Engenharia da Computação como Linguagens e Técnicas de Programação, Métodos Matemáticos para Engenharia, Processamento Digital de Sinais, além de usar indiretamente o conhecimento adquirido em outras disciplinas.

Não se limitando a isto, este projeto tem o objetivo de demonstrar uma alternativa palpável de se realizar a análise de um sinal biomédico, neste caso a atividade elétrica cardíaca, utilizando métodos para auxiliar a detecção de anomalias neste tipo de exame, tornando mais cômodo e prático ao médico acompanhar os registros de seus pacientes, pois pode ter como auxílio um software que faça uma pré-análise deste registro a fim de detectar possíveis arritmias ou cardiopatias que porventura possam passar despercebido pelo médico.

1.4 Escopo do Trabalho

Este projeto tem como objetivo realizar o desenvolvimento de uma aplicação que seja capaz de receber o sinal de um eletrocardiograma e, por meio desta mesma aplicação, realizar a adequação deste sinal ao sistema biomédico utilizado. Esta mesma aplicação deverá ser responsável, ainda, pela análise dos dados recebidos a partir do eletrocardiograma, de forma a tentar analisar este sinal e evidenciar tudo o que poderia caracterizar uma possível doença ou anomalia que sejam de interesse médico, com a finalidade de facilitar a leitura deste eletrocardiograma.

Para tal, será utilizado o software MatLab para realizar a simulação da adequação deste sinal aos sistemas biomédicos e a análise do mesmo, de forma a identificar anomalias no sinal adquirido. Esta ferramenta de software foi escolhida por sua vasta gama de ferramentas e

facilidade de uso, que possibilitam um melhor estudo em relação ao processamento digital de um sinal.

Para que se possa ter uma maior precisão na análise do sinal, em relação a uma utilização prática desta aplicação, serão utilizados os sinais obtidos em uma base de dados para testes sobre o funcionamento de eletrocardiogramas, que serão simulados, garantindo assim a precisão nos dados a serem analisados.

1.5 Resultados Esperados

Este projeto deverá produzir uma solução em *software* o qual com a utilização de um sinal de eletrocardiograma existente, será capaz de realizar a análise deste sinal, de forma a identificar possíveis anomalias neste que possam caracterizar algum problema cardíaco previamente definido nesta aplicação.

1.6 Estrutura do Trabalho

A estrutura desta monografia consiste de seis capítulos que tratam os assuntos descritos abaixo:

Capítulo 1 – Capítulo introdutório, onde é apresentado o objetivo do projeto.

Capítulo 2 – Capítulo que aborda a problemática a ser resolvida com este projeto e o referencial teórico necessário para realiza-lo.

Capítulo 3 – Capítulo de referencial tecnológico, onde é apresentada a teoria e metodologia utilizada no projeto.

Capítulo 4 – Capítulo que aborda o modelo proposto para a resolução do problema.

Capítulo 5 – Capítulo de desenvolvimento – trata sobre o desenvolvimento da aplicação.

Capítulo 6 – São apresentadas as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2 - APRESENTAÇÃO DO PROBLEMA

Este capítulo tratará sobre o problema a ser resolvido neste projeto, abordando a importância do registro da atividade elétrica cardíaca por intermédio do eletrocardiograma, o seu uso em sistemas de *home care*, assim como a importância deste tipo de sistema de atendimento e os seus benefícios. Tratará também sobre o funcionamento básico de um eletrocardiograma e as principais arritmias cardíacas que podem ser diagnosticadas com o seu uso e que serão utilizadas neste projeto para sua detecção com a utilização do aplicativo a ser desenvolvido.

2.1 O Eletrocardiograma (ECG)

O registro da atividade elétrica cardíaca na superfície do tórax é uma qualidade do método que não é obtida por outras técnicas e, esse é, sem dúvidas, o procedimento mais utilizado para auxiliar o diagnóstico das doenças cardíacas. Este método é de simples realização, seguro, reprodutível, podendo ser usado em grandes estudos devido ao seu baixo custo. A metodologia foi favorecida pelo desenvolvimento de aparelhos mais sofisticados, computadorizados e menores, o que facilitou a sua utilização nas situações de emergência e nas rotinas ambulatoriais e hospitalares. (SOCIEDADE BRASILEIRA DE CARDIOLOGIA, 2003)

Com o avanço dos anos, o sistema cardiovascular passa por uma série de alterações, tais como arterioesclerose, diminuição da distensibilidade da aorta e das grandes artérias, comprometimento da condução cardíaca e redução na função barorreceptora. As estatísticas mostram que a maior causa de mortalidade e morbidade é a doença cardiovascular. A doença coronariana é a causa de 70 a 80% de mortes, tanto em homens como em mulheres e a insuficiência cardíaca congestiva, mais comum de internação hospitalar, de morbidade e

mortalidade na população idosa. Ao contrário da doença coronariana, a insuficiência cardíaca congestiva continua aumentando. (ZASLAVSK, 2002)

Pesquisas indicam que não apenas os idosos são afetados por doenças do coração, “as doenças cardiovasculares são responsáveis por 29,4% de todas as mortes registradas no País em um ano” (BRASIL, 2011) além disto, o fato mais alarmante é que 12% dos jovens entre 20 e 40 anos estão tendo problemas cardiovasculares, como infarto.

2.2 Telehomecare

Sendo considerado um método de suma importância para diagnosticar doenças relacionadas ao funcionamento do coração e sua utilização em ampla expansão, principalmente quando relacionado a sistemas de *telehomecare*, a adequação de um eletrocardiograma à este ambiente é de grande valia considerando a comodidade oferecida por tal, assim como as vantagens em relação ao diagnóstico precoce de doenças cardíacas e acompanhamento destas sem a necessidade de estar em um ambiente hospitalar o que contribui para minimizar a quantidade de readmissões hospitalares e o deslocamento de pacientes e profissionais da saúde.

Para tal finalidade, surgiram os sistemas de *telehomecare* que consistem no uso de ferramentas de telecomunicação que permitem o acesso a informações e serviços sem que a distância seja um empecilho. Assim, é possível monitorar pacientes, especialmente os portadores de doenças crônicas, sem que estes se desloquem de suas residências, ao mesmo tempo em que se analisa variáveis biológicas e indicadores de prognóstico constantemente.

Este tipo de sistema pode abranger diversos cenários, os quais visam sempre o conforto do paciente e a facilidade para monitoração do mesmo. Não se limitando ao uso domiciliar, onde o paciente utiliza um *holter* para obtenção do sinal do ECG, e, por

intermédio deste, realiza-se a transmissão deste sinal ao computador que previamente preparado com aplicação específica, transmitirá este sinal ao especialista médico de plantão, esteja ele em uma unidade de saúde, hospital ou mesmo em sua residência, o qual poderá interagir com o sistema de forma a acompanhar o paciente remotamente.

Este tipo de sistema também pode ser utilizado em uma ambulância, durante o transporte de pacientes, os sinais obtidos podem ser transmitidos diretamente a uma central de monitoramento, o que o auxilia na tomada de decisões sobre o que fazer em relação àquele paciente durante e após o transporte, possibilitando um pronto atendimento mais adequado ao seu quadro clínico. Ou até mesmo para monitoração do paciente em ambientes externos, onde este sinal poderia ser transmitido ao médico utilizando um celular, o qual se comunicaria com o *holter* para a obtenção dos sinais do ECG e o transmitiria através de tecnologia 3G.

2.3 Princípio de funcionamento do ECG

2.3.1 Ondas Q, R, S, T e U

O eletrocardiograma tem como principal função realizar um registro permanente da atividade do coração, atividade esta que é aferida devido aos impulsos elétricos que estimulam a contração cardíaca e que podem ser captados com a utilização do aparelho de eletrocardiograma. No estado de repouso as células do coração estão polarizadas, ou seja, em seu interior estas células se encontram negativamente carregadas, logo quando há a estimulação elétrica destas células elas se contraem, tornando assim positivamente carregados, dá-se a esse fenômeno o nome de despolarização. Fenômeno este que torna possível o registro das atividades do coração através do ECG, pois quando ocorre a despolarização, uma onda progressiva de estimulação, constituída por cargas positivas, atravessa o coração, produzindo a contração do miocárdio.

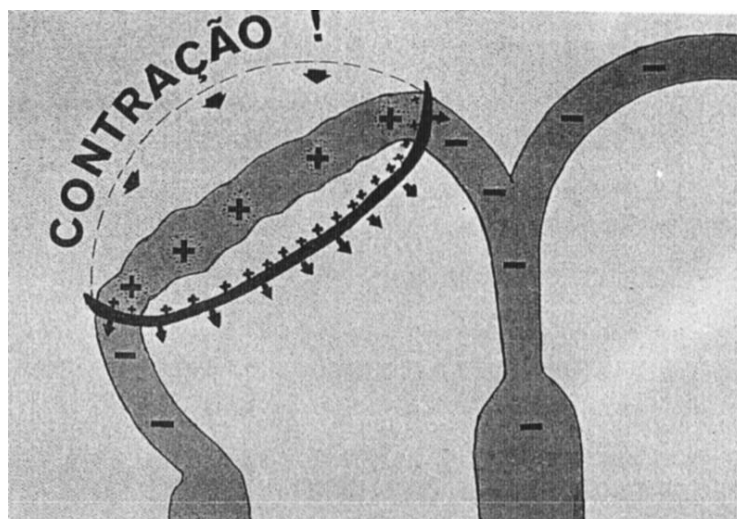


Figura 2.1: Onda de despolarização que produz a contração do miocárdio. (DUBIN, 1984)

Após ocorrer a despolarização do coração, ou seja, ficar positivamente carregado ocorre em seguida a repolarização, processo onde as células miocárdicas ganham novamente a carga negativa em cada célula. A Figura 2.1 mostra este fenômeno, que é estritamente elétrico, permanecendo o coração fisicamente quieto durante esta atividade, sendo registrada apenas pelo ECG. A contração dos átrios do coração devido ao fenômeno da despolarização é capturada pelo ECG gerando assim a onda P. Assim, a onda P representa a atividade elétrica da contração de ambos os átrios (Dubin, 1984), como mostrado na Figura 2.2.

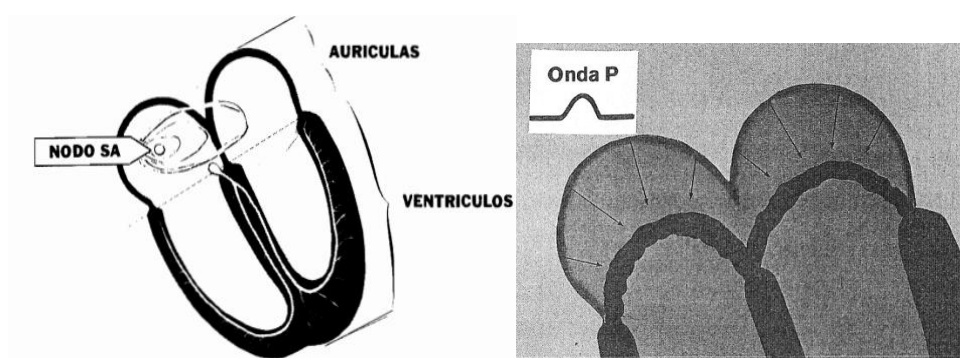


Figura 2.2: Corte transversal do coração e contração das aurículas, ou átrios, resultando a onda P. (DUBIN, 1984)

Após a despolarização, há uma pausa de um décimo de segundo para o sangue alcançar o nódulo AV (atrioventricular) e em seguida prosseguir com a despolarização ventricular. O complexo QRS é representado pelo impulso elétrico de despolarização que caminha do Nódulo AV para o sistema de condução ventricular, terminando nas células miocárdicas ventriculares. Assim pode-se dizer que o complexo QRS representa a atividade elétrica de estimulação dos ventrículos. Este complexo é mostrado na Figura 2.3.

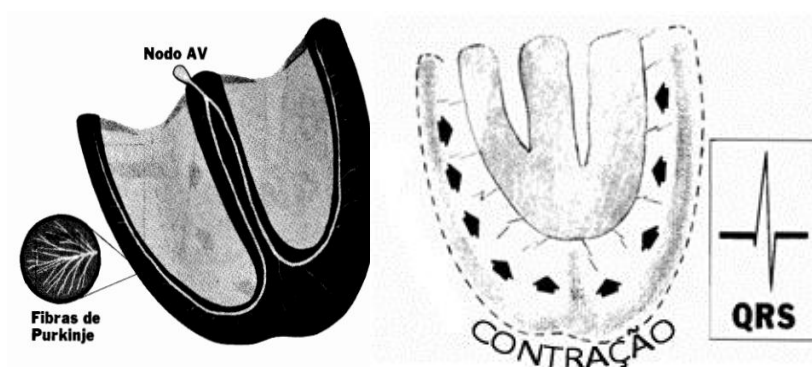


Figura 2.3: Impulso elétrico que produz a contração dos ventrículos. (DUBIN, 1984)

A onda Q pode ser definida como a primeira deflexão, para baixo, do complexo QRS, seguida por uma deflexão para cima, caracterizada pela onda R, que por sua vez é seguida pela onda S, dirigida para baixo, representando assim a atividade elétrica da contração ventricular.

Após o complexo QRS há uma pequena pausa, para então iniciar o processo de repolarização dos ventrículos, as células recuperam a carga negativa dentro de si, permitindo que sejam novamente estimulados ou despolarizados. O processo de repolarização dos ventrículos é representado pela onda T. Algumas vezes pode-se perceber a presença de uma pequena onda após a onda T, esta chamada de onda U é caracterizada pelo efeito da repolarização atrial, onde os átrios voltam a ser negativamente carregados, mas geralmente é encoberto pela despolarização ventricular, não aparecendo assim no ECG. A Figura 2.4

mostra um exemplo de registro de eletrocardiograma normal, ou ideal, nela observado os intervalos de cada onda, assim como as partes do coração envolvidas na geração destas ondas.

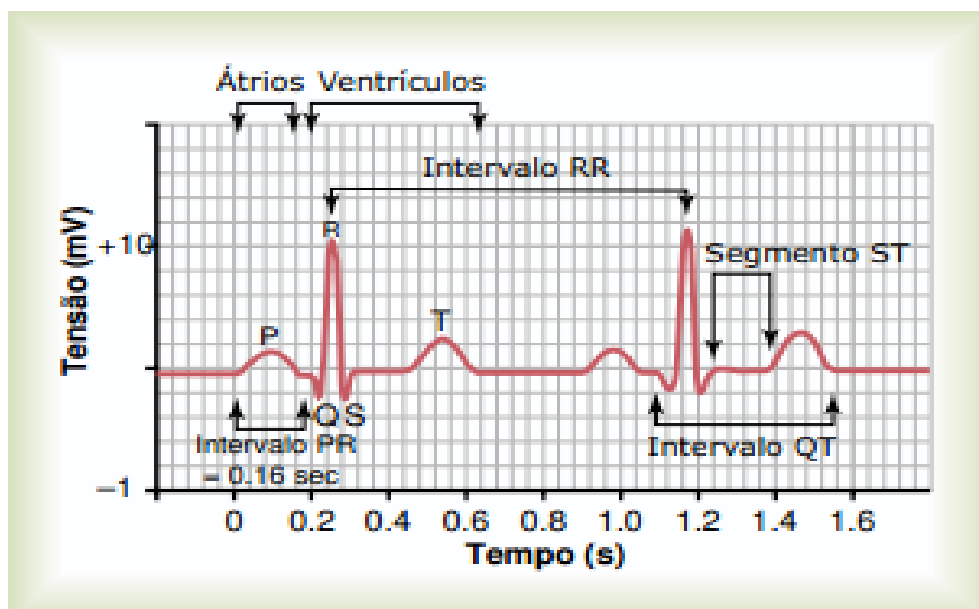


Figura 2.4: Eletrocardiograma normal. (GUYTON e HALL, 2006)

2.3.2 Derivações do ECG

O ECG padrão é composto por 12 derivações separadas, sendo estas:

- DI, DII, DIII - derivações periféricas bipolares;
- aVR, aVL e aVF - derivações periféricas unipolares;
- V₁, V₂, V₃, V₄, V₅, V₆ - derivações precordiais.

2.3.2.1 Derivações bipolares (DI, DII e DIII)

As derivações D I, II e III, são chamadas de derivações periféricas bipolares, por fazer referência ao uso de dois eletrodos em dois membros cujas posições correspondam a lados opostos do coração. As tensões medidas pelo ECG sempre corresponderão às diferenças de potencial entre os pontos nos quais os membros se unem ao tórax, no caso das derivações

bipolares, são classificadas de acordo com quais membros são ligados a cada terminal do ECG, seja o positivo ou o negativo. A Figura 2.5 mostra as posições utilizadas dos eletrodos para registro das derivações bipolares, assim como serão definidas a seguir.

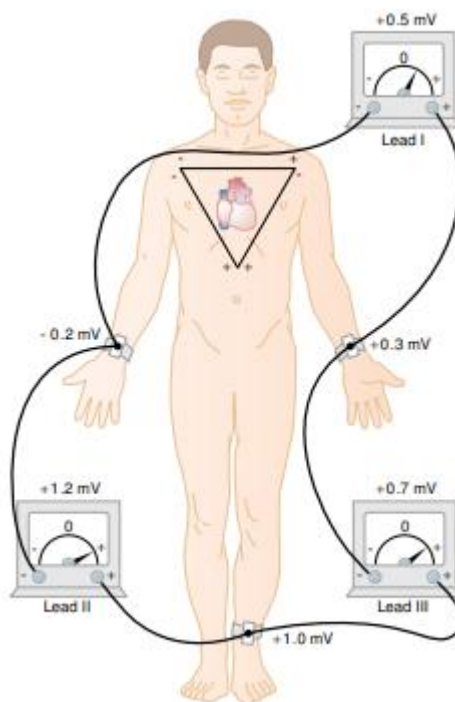


Figura 2.5: Disposição dos eletrodos para registro das derivações bipolares padrão. (GUYTON e HALL, 2006)

- Derivação DI: o polo, ou terminal, positivo do ECG é ligado ao braço esquerdo, enquanto o terminal negativo é ligado ao braço direito.
- Derivação DII: o terminal positivo é ligado à perna esquerda, enquanto o terminal negativo é ligado ao braço direito.
- Derivação DIII: o terminal positivo é ligado à perna esquerda, enquanto o terminal negativo é ligado ao braço esquerdo.

2.3.2.2 Derivações unipolares (aVR, aVL e aVF)

Neste método de derivações, um dos membros é conectado ao terminal positivo do ECG, enquanto todos os outros membros, braços e pernas, são conectados à um terminal

negativo em comum. O membro ao qual o terminal positivo é conectado determina a denominação da derivação: aVR (*augmented vector right*), quando conectado ao braço direito, aVL (*augmented vector left*), quando conectado ao braço esquerdo e aVF (*augmented vector foot*), quando conectado à perna esquerda. A Figura 2.6 mostra um exemplo das disposições dos eletrodos no método das derivações unipolares no caso da derivação aVR.

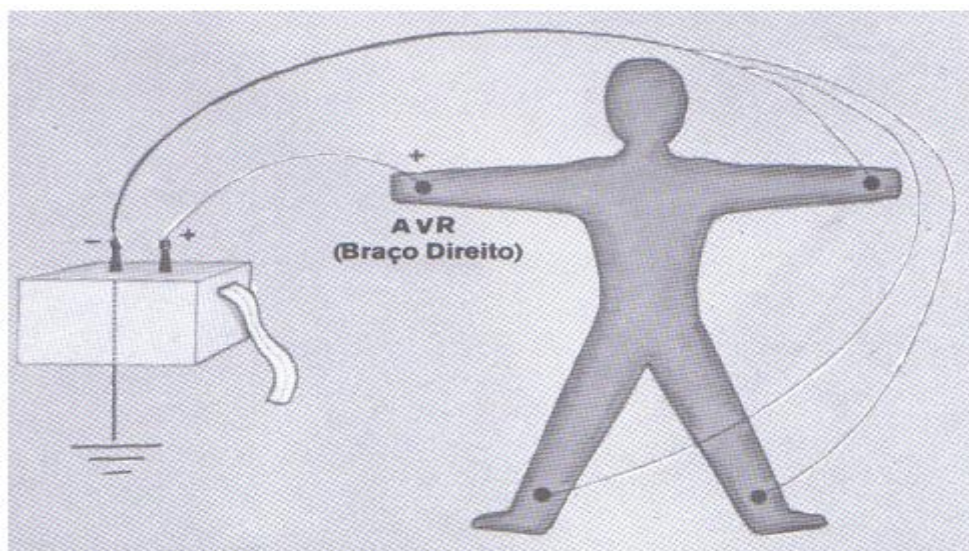


Figura 2.6: Disposição dos eletrodos para registro de derivações unipolares. (DUBIN, 1984)

2.3.2.3 Derivações precordiais (V_1 , V_2 , V_3 , V_4 , V_5 e V_6)

As derivações precordiais, ou torácicas, são registradas pelo ECG colocando-se um eletrodo sobre a superfície do tórax, em um dos pontos mostrados na Figura 2.7.

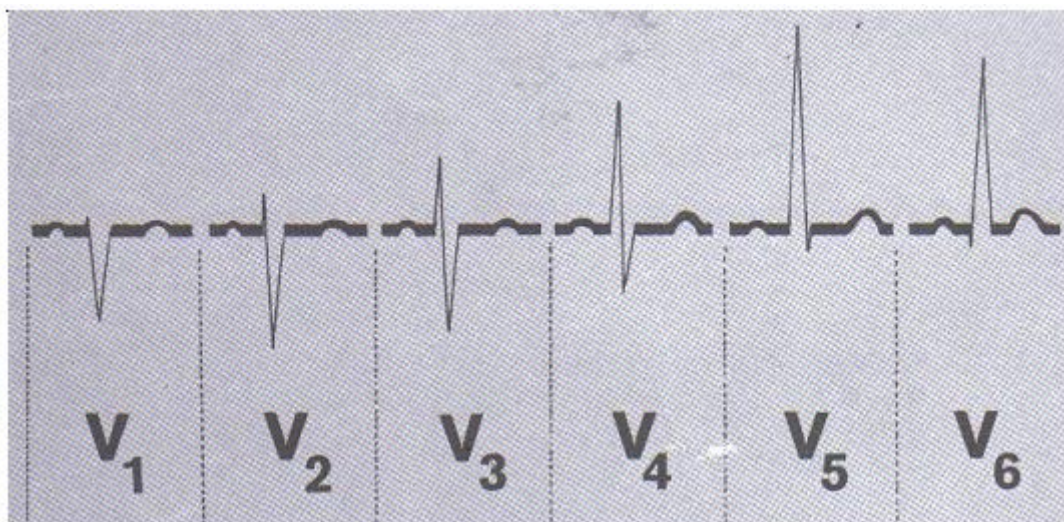


Figura 2.8: Eletrocardiogramas normais registrados pelas seis derivações torácicas padrão. (DUBIN, 1984)

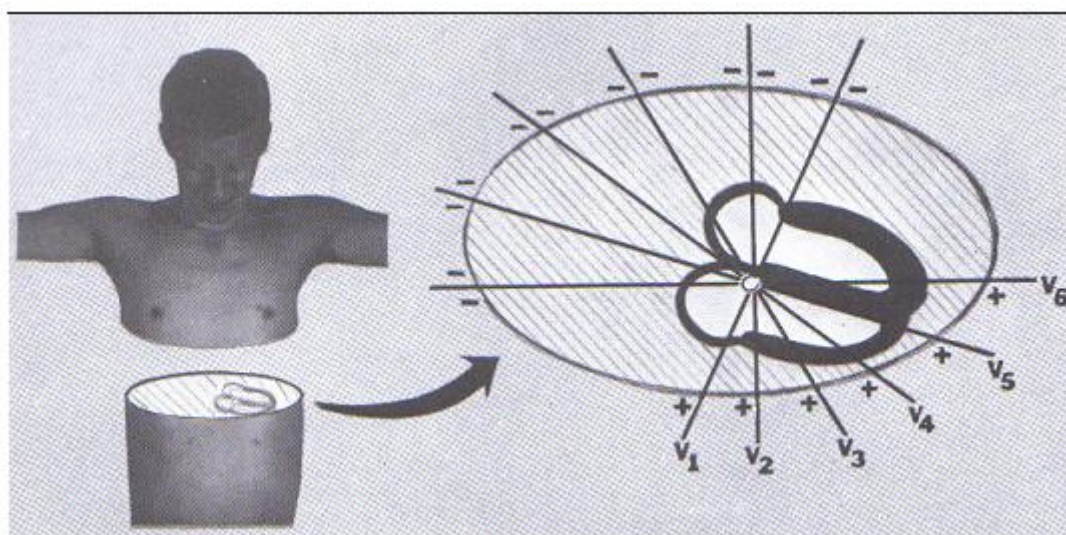


Figura 2.9: Posição das derivações torácicas em relação ao coração. (DUBIN, 1984)

2.4 Principais doenças cardíacas

Segundo Mervin J. Goldman (1976) com o progresso da eletrocardiografia, a precisão do diagnóstico eletrocardiográfico tornou-se mais elevada. Tendo particular valor nas seguintes condições clínicas:

- Hipertrofia atrial e ventricular;
- Infarto do miocárdio;

- Arritmias;
- Pericardite;
- Doenças sistêmicas que afetam o coração;
- Efeitos de medicamentos com ação sobre o coração, especialmente os digitálicos e a quinidina, e;
- Distúrbios no metabolismo eletrolítico, sobretudo as alterações de potássio.

Algumas das principais arritmias cardíacas que serão descritas nas seções seguintes serão utilizadas neste projeto para análise e possível detecção destas disfunções cardíacas.

2.4.1 Taquicardia

O termo “taquicardia” significa frequência cardíaca rápida, geralmente definida, no adulto, como acima de 100 batimentos por minuto (GUYTON e HALL, 2006). O eletrocardiograma de uma pessoa com taquicardia é aparentemente normal, exceto pela frequência cardíaca, a qual pode ser determinada pelos intervalos de tempo entre os complexos QRS, onde é comumente utilizada apenas a onda R como ponto de referência, que ultrapassa os normais 72 por minuto. A Figura 2.10 abaixo mostra o registro de um paciente com taquicardia.



Figura 2.10: Taquicardia sinusal (derivação I). (GUYTON e HALL, 2006)

2.4.2 Bradicardia

O termo “bradicardia” significa frequência cardíaca lenta, em geral definida como menos de 60 batimentos por minuto (GUYTON e HALL, 2006). Assim como ocorre na taquicardia, o registro do ECG é igual ao de um paciente normal, porém os complexos QRS possuem um intervalo maior de tempo, como ilustrado na Figura 2.11.



Figura 2.11: Bradicardia sinusal (derivação III). (GUYTON e HALL, 2006)

2.4.3 Bloqueio sinoatrial

Ocorre em casos em que o impulso do nodo sinusal é bloqueado antes mesmo de entrar no músculo atrial, ocorrendo assim a interrupção abrupta da onda P, resultando na parada dos átrios. Os ventrículos não tem sua atividade interrompida, pois os impulsos passam a ser gerados em outra parte do sistema condutor, geralmente o nodo AV (atrioventricular). Um exemplo de registro de bloqueio sinoatrial pode ser observado na Figura 2.12 a seguir.

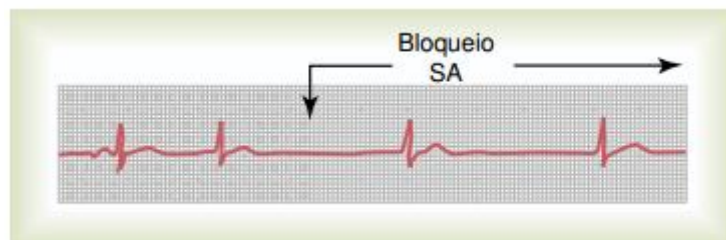


Figura 2.12: Bloqueio sinoatrial com ritmo nodal A-V durante o período de bloqueio (derivação III). (GUYTON e HALL, 2006)

2.4.4 Fibrilação Ventricular

Considerada uma das mais graves arritmias cardíacas, a fibrilação ventricular se não interrompida dentro de 1 a 3 minutos, é quase sempre fatal. É decorrente de impulsos cardíacos frenéticos na massa do músculo ventricular, que o estimula a se contrair repetidas vezes, jamais parando. Durante a fibrilação, o eletrocardiograma não apresenta tendência para um ritmo regular de qualquer tipo.

Depois de alguns segundos, as contrações grosseiras dos ventrículos desaparecem e o eletrocardiograma muda para o novo padrão de ondas muito irregulares e com baixa voltagem, assim como pode ser observado no registro apresentado na Figura 2.13 a seguir.



Figura 2.13: Fibrilação ventricular (derivação II). (GUYTON e HALL, 2006)

2.4.5 Fibrilação Atrial

O mecanismo de fibrilação atrial ocorre de forma igual ao da ventricular, a única diferença é que esta ocorre na massa muscular atrial. Normalmente esta ocorre de forma independente da ventricular, pois são separadas por tecido fibroso, o que faz com que enquanto a fibrilação ocorre em uma, a outra apresenta funcionamento normal. A Figura 2.14 a seguir mostra o registro cardíaco durante a fibrilação atrial, onde na maioria dos casos pode-se não ver as ondas P. Já os complexos QRS-T são normais, a não ser que haja alguma patologia dos ventrículos, porém seu ritmo é irregular e acelerado, pois os impulsos

fibrilatórios dos átrios estimulam o ventrículo a uma frequência cardíaca mais acelerada, em geral de 125 a 150 batimentos por minuto.



Figura 2.14: Fibrilação atrial (derivação I). (GUYTON e HALL, 2006)

2.4.6 Parada cardíaca

Uma anormalidade grave final do sistema de ritmicidade-condução cardíaco é a parada cardíaca. Ela resulta da cessação de todos os sinais elétricos de controle no coração. Significa que não existe qualquer ritmo espontâneo (GUYTON e HALL, 2006).

Em alguns pacientes, uma doença grave do miocárdio pode causar parada cardíaca permanente ou semipermanente, o que pode causar a morte. Para tratar este tipo de condição são utilizados marca-passos que geram impulsos elétricos rítmicos que podem manter pacientes vivos por meses a anos.

CAPÍTULO 3 – REFERENCIAL TEÓRICO.

Para o completo desenvolvimento deste projeto, foi necessária a utilização de ferramentas e métodos que serão descritos ao longo deste capítulo, os quais foram de suma importância para a criação de uma aplicação capaz de ler e realizar uma prévia análise de um registro de eletrocardiograma.

Nas seções a seguir serão descritas as ferramentas utilizadas para o desenvolvimento do projeto e os conceitos que envolvem a metodologia necessária para tal, primeiramente tratando sobre a transformada Wavelet e como é utilizada para realizar a análise de sinais como o eletrocardiograma, em seguida falando sobre o MatLab, software utilizado como base para a análise do sinal e por fim sobre o MITDB-BIH, base de dados de arquivos de eletrocardiogramas reais, disponibilizados para uso e estudos.

3.1 Wavelet e Transformada Wavelet

O eletrocardiograma é um tipo de sinal onde é necessária a extração de informações nos domínios de tempo e de frequência. A Transformada de Fourier se torna de pouca utilidade, já que é capaz de trabalhar no domínio da frequência, com extrema dificuldade de se extrair alguma informação no domínio temporal, em termos de processamento.

Graças à sua capacidade de se trabalhar tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência, as transformadas Wavelet tem sido de grande utilização em vários campos da ciência, desde a utilização para análise climática, análise de índices financeiros até a medicina, auxiliando por exemplo na detecção de pontos característicos e anormalidades em eletrocardiogramas.

Segundo Addison (2002) a transformada Wavelet é utilizada para transformar o sinal a ser investigado em outra representação que apresenta a informação de sinal de uma forma mais útil.

3.1.1 Wavelet

O wavelet é uma função $\psi(f) \in L^2(\mathbb{R})$, conjunto das funções quadrado integráveis, onde deve atender a certos critérios matemáticos, tais que deva possuir média zero.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3.1)$$

E sua Transformada de Fourier ($\hat{\psi}(\omega)$) deve ser finita, como mostrado na equação a seguir.

$$C_{\psi} = \int_0^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega < +\infty \quad (3.2)$$

Esta ultima condição é conhecida como condição de admissibilidade de wavelet e C_{ψ} é chamado de constante de admissibilidade, onde $\hat{\psi}(\omega)$ deve ser finito e positivo, condição necessária para a realização da transformada inversa wavelet onde é realizada a recomposição de um sinal no domínio do tempo a partir de sua decomposição. É possível denotar também através da equação anterior que $\hat{\psi}(0) = 0$, o que explica porque $\psi(t)$ deve ter média zero.

Uma wavelet também pode ser definida como uma oscilação similar a uma onda a qual possui amplitude que se inicia em zero, aumenta, e então diminui de volta para zero. São criadas com o intuito de possuírem propriedades específicas de certas ondas, as quais as tornem úteis para o processamento de sinais.

É utilizada principalmente para a extração de informações de diferentes tipos de dados. Possuindo uma wavelet com frequência e duração similares aos dados que se deseja extrair de um sinal é possível utilizar esta wavelet para determinar em que partes deste sinal se podem encontrar as informações similares a esta wavelet, sendo similar a uma ressonância com o sinal desejado.

O exemplo mais conhecido de wavelet é a segunda derivada da curva gaussiana, mais conhecido como chapéu mexicano devido ao seu formato, como mostrado na Figura 3.1 a seguir.

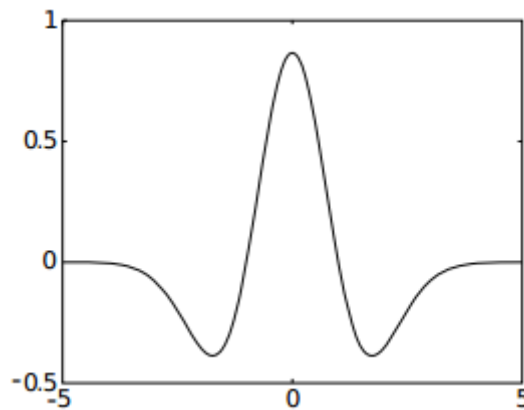


Figura 3.1: Exemplo de wavelet conhecido como chapéu mexicano. (ADDISON, 2002)

O chapéu mexicano normalizado é dado por

$$\psi(\sigma, t) = \frac{2}{\pi^{\frac{1}{4}}\sqrt{3}\sigma} \left(\frac{t^2}{\sigma^2} - 1 \right) \exp\left(\frac{-t^2}{2\sigma^2} \right) \quad (3.3)$$

Onde σ representa a variação escalar e t a variação no tempo.

3.1.2 Transformada Wavelet (WT)

No final dos anos 90 iniciaram-se diversas pesquisas e trabalhos científicos sobre a utilização de transformadas wavelet para análise de um sinal de ECG, como Kadambe et al. (1999), Li et al. (1995) entre outros diversos autores, tendo sempre como base a detecção do complexo QRS, isso se deve ao fato deste complexo ser mais aparente e consequentemente mais fácil de se detectar. Sendo conhecida a posição do complexo QRS se torna mais simples a detecção dos outros pontos e ondas de interesse.

Neste sentido a transformada wavelet se torna de extrema importância, pois é utilizada como uma das principais ferramentas para o processamento do sinal de um ECG para extração do complexo QRS, sendo utilizado como uma espécie de filtro de sinal. Nesta seção terá uma breve explicação sobre a transformada wavelet e sua aplicabilidade.

Tendo a transformada wavelet $W_{(a,b)}$ definida como:

$$W(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (3.4)$$

Definindo $\psi_{a,b}(t)$ como:

$$\psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) \quad (3.5)$$

Pode-se reescrever a transformada como um produto das funções $f(t)$ e $\psi_{a,b}(t)$:

$$W(a, b) = \langle f(t), \psi_{a,b}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{a,b}(t) dt \quad (3.6)$$

A função $\psi(t)$ equivalente a $\psi_{1,0}(t)$ é a chamada wavelet mãe (do inglês, *mother wavelet*) enquanto as outras funções $\psi_{a,b}(t)$ são chamadas de wavelet filhas. O parâmetro b é

um parâmetro de translação o qual significa que a função $\psi(t)$ foi transladada no eixo t a uma distância equivalente a b . O parâmetro a é um parâmetro de escala, aumentando ou diminuindo a escala da wavelet formada pela função. Por fim o termo $\frac{1}{\sqrt{|a|}}$ é um fator de normalização, tendo a função de garantir que a energia de $\psi_{a,b}(t)$ seja independente de a e de b .

Assim como é possível utilizar wavelet para transformar uma função, é necessária também a transformada inversa, para recompor o sinal no domínio do tempo a partir de sua decomposição. Chamando assim $\hat{\psi}(\omega)$ a transformada de Fourier da função $\psi(t)$.

$$\hat{\psi}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) e^{-i\omega t} dt \quad (3.7)$$

E sendo $W(a,b)$ a transformada wavelet da função $f(t)$ usando a wavelet $\psi(t)$, então a transformada inversa será dada por:

$$f(t) = \frac{1}{C} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|a|^2} W(a,b) \psi_{a,b} da db \quad (3.8)$$

$$C = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega \quad (3.9)$$

Sendo assim, possível a recomposição de um sinal decomposto utilizando a Transformada Inversa Wavelet, sendo esta uma das principais características da transformada Wavelet.

3.1.3 Função de escala

Uma vez que se conhece a transformada $W(a,b)$ apenas para escalas onde $a < a_0$. $W(a,b)$ não será uma representação completa do sinal, faltando ainda a obtenção das

informações correspondentes à $a > a_0$, o que é feito com o uso de uma função auxiliar, neste caso a função de escala $\phi(t)$, também conhecida como wavelet pai, que depende da função wavelet utilizada para a obtenção do $W(a, b)$.

De forma análoga à transformada wavelet demonstrada nas equações 3.4 e 3.6, a função de escala pode ser obtida através da seguinte equação:

$$S(a, b) = \langle f(t), \phi_{a,b}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \phi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3.10)$$

A equação 3.10 está ligada à aproximação do sinal analisado, enquanto a transformada wavelet, equação 3.6, pode ser associada aos detalhes do sinal analisado. A função escala e a função wavelet podem ser interpretadas como filtros passa-baixa e passa-alta, respectivamente.

3.1.4 Transformada Discreta Wavelet (DWT)

A Transformada Discreta Wavelet (DWT) tem como principal função transformar um sinal discreto no domínio do tempo para um domínio Wavelet, para isso é utilizado um processo de codificação por sub-banda, decompondo o sinal original em diferentes escalas. O cálculo da DWT de um sinal envolve dois processos, primeiramente a determinação dos coeficientes Wavelet, que representam o sinal no domínio transformado.

O segundo passo consiste em determinar as versões aproximadas e detalhadas do sinal original em diferentes níveis de resolução, no domínio do tempo, a partir dos coeficientes wavelets calculados.

As versões discretas da série e da transformada wavelet podem ser obtidas discretizando as dilatações e as translações. Assumindo dilatações binárias e translações unitárias, as funções de base wavelet tornam-se:

$$\psi_{j,n}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(a^{-j}t - n) \quad (3.11)$$

Onde, a tornou-se 2^j e b , $n2^j$, sendo assim possível denotar que a transformada discreta wavelet poderá ser definida como:

$$W(j, n) = \langle f, \psi_{j,n} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi * \left(\frac{t - n2^j}{2^j} \right) dt \quad (3.12)$$

Em analogia à transformada discreta, tem-se os coeficientes de aproximação do sinal analisado na escala 2^j , que podem ser escritos como:

$$S(j, n) = \langle f, \phi_{j,n} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{2^j}} \phi * \left(\frac{t - n2^j}{2^j} \right) dt \quad (3.13)$$

Com a utilização do conceito de multiresolução (Mallat, 2009), podem-se construir famílias de wavelet discretas e desenvolver algoritmos rápidos para o cálculo de transformada. O uso da análise em multiresolução é realizado a partir da existência de duas funções básicas, a wavelet mãe $\psi(t)$ e a função escala $\phi(t)$, que devem ser ortogonais entre si, e ao longo dos níveis de resolução, as diversas funções de escala $\phi(t)$ e wavelet $\psi(t)$ estão relacionadas às respectivas funções mãe por meio das seguintes equações:

$$\phi_{m,n}(t) = 2^{-\frac{n}{2}} \phi(2^m t - n) \quad (3.14)$$

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-\frac{n}{2}} \psi(2^m t - n) \quad (3.15)$$

A relação entre os níveis de resolução pode ser descrita sob a forma de um aninhamento dos espaços de função, onde cada espaço de maior resolução contém os espaços de menor resolução. $\dots \subset V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \subset V_2 \subset \dots$ Cada espaço V_m é coberto pela família de funções de base $\phi_{m,n}(t)$ correspondente. As funções $\psi_{m,n}(t)$ estão contidas nos espaços

W_m , sendo cada um desses o complemento ortogonal de V_m em relação ao espaço V_{m+1} , podendo assim ser escrita a relação entre os dois níveis adjacentes:

$$V_{m+1} = V_m \oplus W_m \quad (3.16)$$

Uma vez que V_m e W_m estão contidos em V_{m+1} , então ambos os conjuntos de funções de base podem ser expressos como combinação linear das funções de base de V_{m+1} , sendo cada uma delas ponderada pelos coeficientes $g[n]$ e $h[n]$.

$$\phi_{m,n}(t) = \sum_k g[k - 2n] \phi_{m+1,k}(t) \quad (3.17)$$

$$\psi_{m,n}(t) = \sum_k h[k - 2n] \phi_{m+1,k}(t) \quad (3.18)$$

O processo de aplicação das equações 3.17 e 3.18 pode ser chamado de processo de decomposição, onde pode ser entendido pela aplicação de filtros passa-baixa, associada a função de escala e passa-alta, associado a função de wavelet, seguidos de uma subamostragem (*downsampling*), em que é subamostrado, processo que reduz pela metade a resolução do tempo e ao mesmo tempo duplica a frequência. Realizando este mesmo processo a cada nível, diminuindo pela metade a resolução do tempo e duplicando a frequência.

A cada nível que se realiza a decomposição do sinal se produz $d_j[n]$, contendo a informação detalhada pelo filtro passa-alta, enquanto pelo filtro passa-baixa se produz $a_j[n]$, contendo uma aproximação, como mostrado na Figura 3.2 a seguir.

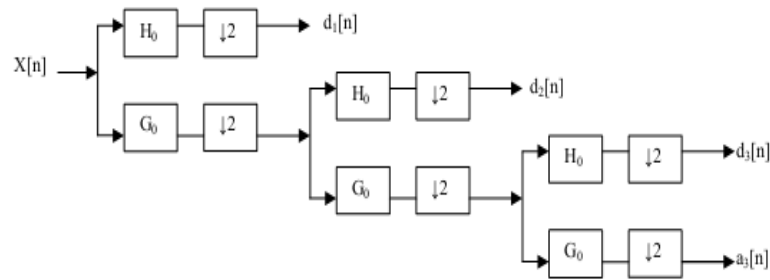


Figura 3.2: Decomposição utilizando wavelet. (VANISREE, 2011)

O caminho inverso também pode ser tomado para a realização da recomposição do sinal desejado, porém não será abordado neste projeto, pois o mesmo utilizará apenas a decomposição do sinal para a análise do mesmo.

3.2 MatLab

O MatLab (MATrix LABoratory) é um software desenvolvido para ser um sistema interativo e uma linguagem de computação técnica e científica em geral. Software este escolhido para o desenvolvimento do projeto, por se tratar de um software que integra computação, visualização e programação em um ambiente de fácil uso. Já os comandos do MatLab são muito similares à maneira como os expressamos matematicamente, o que o torna um software de fácil utilização, além de possuir facilidades gráficas que tornam a interface homem máquina muito mais amigável.

Além da fácil utilização, o MatLab também é conhecido por grande quantidade e variedade de recursos, desde as funções matemáticas incorporadas ao próprio software, sendo algumas delas em forma de *toolboxes*, até os recursos que podem ser implementados pelo próprio usuário, o qual pode ser capaz de criar suas próprias funções ou *toolboxes* para seu uso específico.

3.2.1 Toolboxes utilizadas

Neste projeto será utilizada prioritariamente a *toolbox* ‘wavelet’ a qual possui em seu catálogo dezenas de funções pré-moldadas relativas às transformadas wavelet, além de uma interface GUI (*graphical user interface*, ou interface gráfica do utilizador) para uma utilização mais simples das funções relacionadas ao MatLab.

Porém, serão utilizadas apenas algumas funções específicas desta *toolbox*, com o intuito de deixar o código mais simples, limpo e leve possível já que o uso das funções no modo GUI requerem um nível de processamento maior por parte do computador.

As principais funções utilizadas serão descritas nas seções a seguir.

3.2.1.1 Wavedec

A função *wavedec* realiza uma análise wavelet unidimensional multinível, utilizando uma wavelet específica, como o chapéu mexicano ou Haar, ou utilizando filtros wavelet específicos de decomposição, passa-baixa e passa-alta.

Sua sintaxe pode ser tanto $[C,L] = \text{wavedec}(X,N,'wname')$, quanto $[C,L] = \text{wavedec}(X,N,Lo_D,Hi_D)$, onde tem-se como resultado a decomposição wavelet de um sinal X até o nível N , utilizando ou uma wavelet existente ‘*wname*’ ou então filtros passa-baixa e passa-alta, Lo_D e Hi_D respectivamente, especificados pelos usuário.

A função retornará os valores C contendo o vetor de decomposição e L contendo o vetor com o tamanho de cada uma das decomposições realizadas, como pode ser mostrado na Figura 3.3 a seguir.

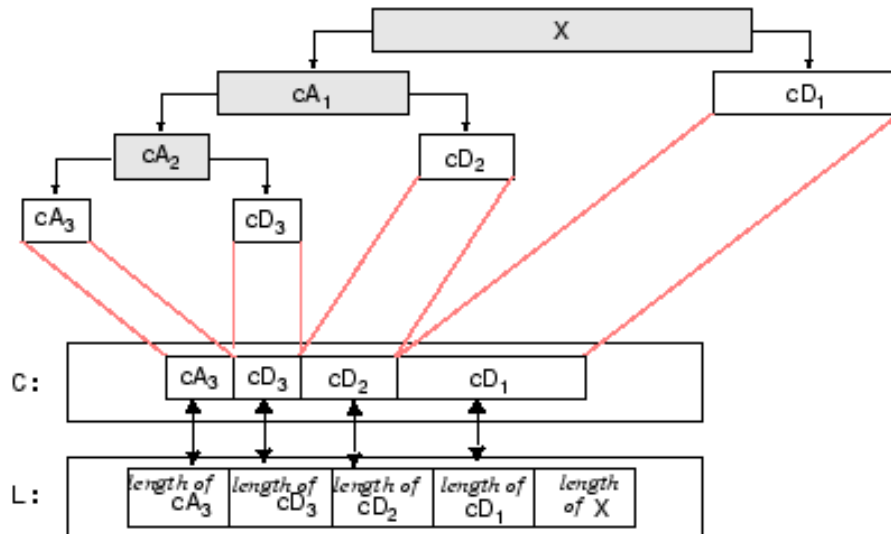


Figura 3.3: Decomposição do Sinal X utilizando função wavedec. (MATLAB, 2011)

O algoritmo desta função funciona da mesma forma que a transformada discreta wavelet descrita na seção 3.1 deste capítulo, onde dado um sinal s de tamanho N , o primeiro passo da transformada produzirá, a partir da wavelet ou filtros desejados, dois conjuntos de coeficientes, o de aproximação aqui chamado de CA_I , e o coeficiente de detalhes, ou informação detalhada, aqui chamado de CD_I . Estes vetores serão obtidos a partir da convolução do sinal S com o filtro de passa-baixa para o coeficiente de aproximação, e com o filtro de passa-alta o coeficiente de detalhes, seguidos pela subamostragem, como mostrado na Figura 3.4 a seguir:

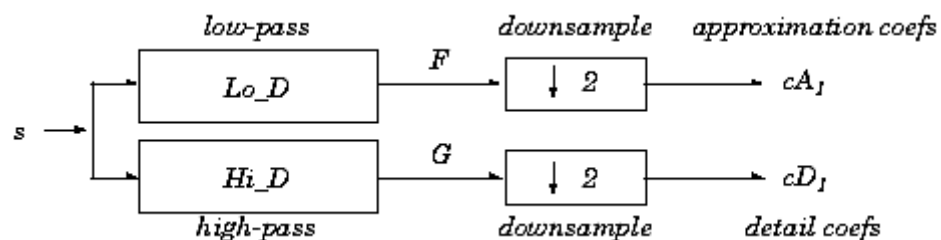


Figura 3.4: Decomposição do sinal utilizando DWT. (MATLAB, 2011)

O passo anterior se repete, mas desta vez utilizando o sinal CA_1 como o sinal original, aplicando assim os filtros, seguidos da subamostragem para a obtenção dos sucessivos coeficientes de aproximação e de detalhes até o nível desejado, como ilustrado na Figura 3.5.

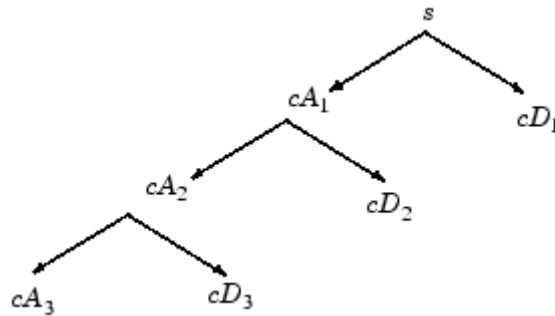


Figura 3.5: Árvore de decomposição do sinal, utilizando DWT.

3.2.1.2 Appcoef

A função *appcoef* é utilizada para computar os coeficientes de aproximação de um sinal de uma dimensão, criados anteriormente pela função *wavedec*, anteriormente definidos como CA .

Assim como a função *wavedec*, esta possui dois usos de sintaxe distintos definindo o uso de wavelets existentes para a amostragem e recomposição do sinal, ou utilizando filtros pré-definidos pelo usuário podendo ser utilizadas das seguintes maneiras: $A = \text{appcoef}(C, L, 'wname')$ ou $A = \text{appcoef}(C, L, Lo_R, Hi_R)$, recebendo assim como resultado A o ultimo coeficiente de aproximação computado pela função *wavedec*.

Esta função também pode ser utilizada para retornar os valores do coeficiente de aproximação de níveis anteriores ao último computado pela função apresentada na seção anterior, mas para isso é necessário adicionar um 'N' com o número do nível de decomposição desejado, ficando a função, podendo ser utilizada como $A = \text{appcoef}(C,L,'wname',N)$.

Para níveis de coeficiente anteriores ao último, a função computa iterativamente os valores dos coeficientes de aproximação utilizando a transformada inversa wavelet.

3.3 MITDB-BIH

Para a realização deste projeto de forma a torna-lo o mais próximo da realidade quanto possível, foram utilizadas as bases de dados da *MITDB-BIH Arrhythmia Database* a qual contém dezenas de registros de eletrocardiogramas reais.

Esta base de dados foi criada pelo *Beth Israel Deaconess Medical Center* juntamente ao MIT (*Massachusetts Institute of Technology*), o qual tinha, e ainda tem o objetivo de deixar disponível uma base de dados contendo 48 registros de 24 horas de eletrocardiogramas reais, de pacientes desse hospital, de forma a auxiliar e incentivar desenvolvedores e estudantes a trabalhar com este tipo de sinal, tendo em vista que a análise de sinais biomédicos é uma área em constante expansão e se faz necessário o constante aprimoramento de métodos para se trabalhar com estes tipos de dados.

As amostras coletadas foram realizadas em meio a uma vasta quantidade de amostras oferecidas pelo hospital, de forma a serem utilizadas amostras aleatórias tanto de pacientes cardiopatas quando saudáveis. As gravações foram digitalizadas a uma frequência de 360 amostras por segundo.

Dois ou mais cardiologistas, independentemente, anotaram cada um dos registros para que se possa ter um meio de se comparar os resultados encontrados nas análises computacionais e os resultados anotados por profissionais experientes. Assim, cada um dos registros possui um arquivo contendo o sinal coletado e um arquivo separado contendo as anotações dos cardiologistas, em sua grande maioria a posição dos picos de onda R.

3.4 Eletrocardiograma

Tendo como principal ponto deste projeto a análise do sinal de um eletrocardiograma e a detecção de possíveis arritmias que um paciente possa ter, mas para isto, primeiramente é necessário se definir quais arritmias serão analisadas e quais as suas principais características.

Primeiramente deverão ser abordadas aquelas arritmias que tem uma probabilidade maior de ocorrência e um grau de dificuldade menor de serem percebidas, do ponto de vista computacional, já que não se pode comparar a eficiência de um software com o conhecimento de um profissional da área.

Assim como dito na seção 2.4 do capítulo anterior, algumas cardiopatias são mais simples de serem detectadas como a taquicardia e a bradicardia, sendo esta primeira caracterizada por uma alta frequência cardíaca, ficando acima de 100 batimentos por minuto, já a segunda é caracterizada pela baixa frequência cardíaca, ficando abaixo dos 60 batimentos por segundo.

Nestes dois casos, é possível aferir a frequência cardíaca através do ECG a partir das distâncias entre dois complexos QRS. De modo similar também é possível detectar a presença da fibrilação atrial, onde a frequência cardíaca ultrapassa o valor de 120 batimentos por minuto.

O bloqueio sinoatrial apresentado na página 28 também pode ser detectado observando o complexo QRS, neste caso pela ausência de um deles, onde o sinal é aparentemente normal, podendo ser detectado computacionalmente por uma distância maior entre dois complexos QRS.

E por fim a fibrilação ventricular, a qual não apresenta uma forma significativa do sinal, podendo ser caracterizada então pela ausência total do complexo QRS ou pela ausência de ondas R, de uma forma mais simples de análise.

Este capítulo apresentou as ferramentas e métodos que serão utilizados neste projeto para realizar a análise do eletrocardiograma, primeiramente a transformada wavelet, que é de suma importância para tal, pois é a partir desta que se torna possível uma detecção correta dos pontos mais importantes do ECG. O software MatLab no qual o projeto foi realizado e que sem dúvidas é um software de grande importância ao mundo acadêmico pelas possibilidades oferecidas por este, e o meio pelo qual foi possível a realização do projeto de uma forma mais realista, e finalmente a base de dados MITDB-BIH, a qual contém dezenas de amostras reais de eletrocardiogramas, comentados por cardiologistas, tornando possível o estudo em cima de um sinal real e a avaliação do sinal por comparação às anotações.

CAPÍTULO 4 –SISTEMA DE ANÁLISE PARA ELETROCARDIOGRAMA

A partir do conhecimento teórico abordado nos capítulos anteriores, tornou-se possível então realizar a análise de um sinal de eletrocardiograma, o qual será abordado neste capítulo, tratando assim dos métodos utilizados para tal.

4.1 Apresentação Geral da Solução Proposta

O ponto principal em qualquer algoritmo de análise de sinais de eletrocardiograma é a detecção do complexo QRS, pelo fato das ondas que o compõe serem aparentes, o que facilita a sua detecção, além de ser utilizada como base para detecção de grande parte das cardiopatias conhecidas. Uma vez que se conhece as posições do complexo QRS é possível detectar as ondas P e T dentro do sinal, já que ficam posicionadas antes e depois do complexo.

A onda R por ser a mais aparente e mais característica no eletrocardiograma, se tornou o ponto principal deste algoritmo, pois a partir de sua detecção, torna-se mais simples a detecção das ondas Q e S. Desta forma, o processo de detecção dos complexos QRS pode ser realizado em 5 etapas principais:

1. Leitura do sinal de eletrocardiograma;
2. Aplicar a técnica de retirada da *baseline drift* para uma melhor visualização do sinal;
3. Aplicar a transformada wavelet para decomposição do sinal;
4. A partir do sinal decomposto, detectar as ondas R;
5. Tendo como base a localização das ondas R, detectar ondas P, Q, S e T;
6. Identificar arritmias conhecidas.

O fluxograma da Figura 4.1 abaixo mostra de maneira simplificada o algoritmo abordado neste projeto.

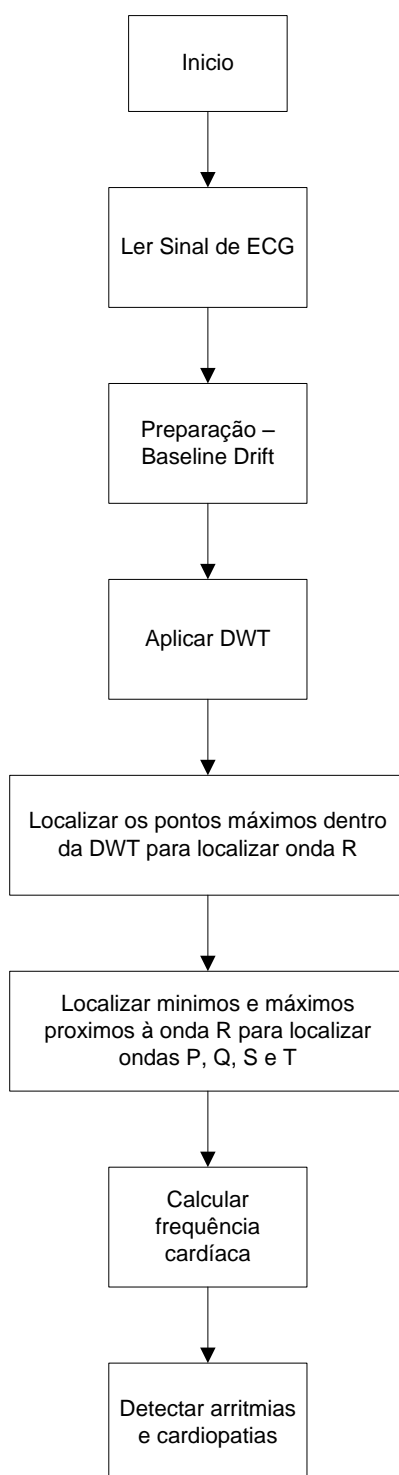


Figura 4.1: Fluxograma simplificado do algoritmo de análise do sinal de ECG.

Cada uma destas etapas será descrita em maiores detalhes nas seções seguintes. O código fonte que implementa essas etapas, é apresentado no Apêndice A no final deste trabalho.

4.2 Preparação do sinal

A primeira etapa para a análise de um sinal de eletrocardiograma é a preparação deste sinal de forma a eliminar ruídos oriundos da própria aquisição do sinal, onde um eletrodo mal posicionado ou desgastado, atividades do paciente ou até mesmo a respiração deste podem influenciar, assim o sinal do eletrocardiograma pode apresentar inicialmente formas pouco favoráveis para sua análise, por isto a necessidade desta preparação inicial do sinal.

A Figura 4.2 a seguir mostra um dos sinais retirados do MITDB-BIH, o qual entre os 7 e 9 segundos apresenta uma diferença de amplitude em relação ao resto do sinal, onde a linha de base está oscilando com o tempo, no caso dos dados da base de dados MITDB isto ocorre de forma bem sutil, já que grande parte dos sinais já foram tratados em relação a este quesito antes de serem publicados, porém em um ECG normal, esta etapa é de grande importância.

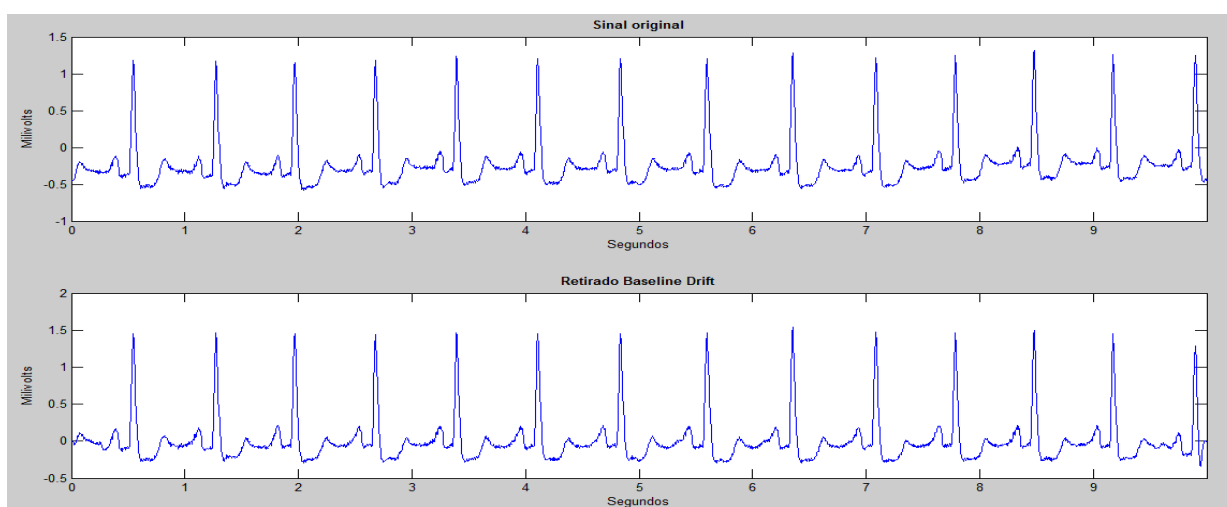


Figura 4.2: Acima o sinal original e abaixo o mesmo sinal após a adequação da linha de base.

A Figura 4.2 mostra o sinal original, seguido pelo sinal após passar pelo processo de retirada do *baseline drift*, ou alterações da linha de base numa tradução livre, o tornando mais uniforme e consequentemente facilitando a sua análise sem perder ou alterar os dados importantes deste sinal.

4.3 Aplicação da Transformada Discreta Wavelet (DWT)

Esta etapa consiste primeiramente na decomposição do sinal utilizando a transformada discreta wavelet, com o auxílio da função *wavedec* do MatLab que foi apresentada na página 40, a decomposição do sinal é realizada até o quarto nível, resultando assim em duas variáveis, a primeira com os coeficientes de aproximação do ultimo nível de decomposição e de detalhes dos níveis anteriores resultantes da DWT como exibido na Figura 4.4 e a segunda contendo a informação do tamanho de cada sinal, o qual é utilizado como base para a reconstrução do sinal.

A escolha de uma wavelet é de suma importância nesta etapa, pois será a partir desta que o sinal será analisado. Normalmente são selecionadas wavelets que possuam a forma de onda similar à do sinal escolhido e para isto existem várias famílias de wavelet como Haar, Daubechies, Biorthogonal, Coiflets, Symlets, Morlet, Meyer entre outras. Para este caso será utilizada a wavelet mãe e função escala da família Daubechies, definida como Daub4 ou apenas db4, a qual é a recomendada para análise de sinais elétricos por mais se aproximar a forma do sinal. Na Figura 4.3 pode ser visto a função wavelet mãe e a função escala, provenientes da wavelet Daub4.

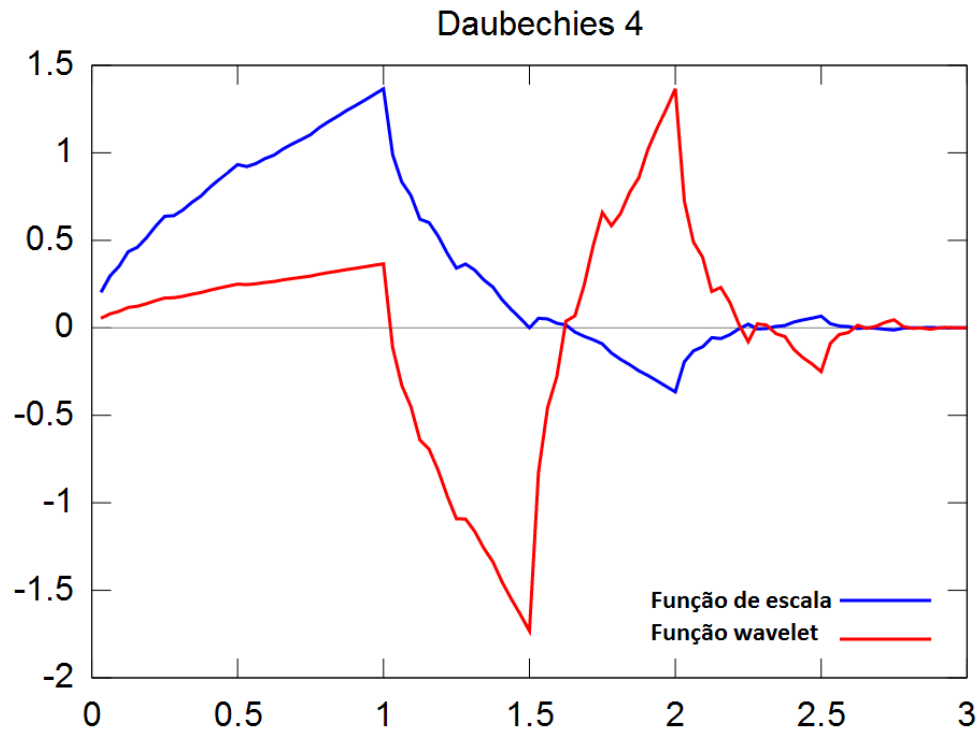


Figura 4.3: Wavelet mãe e função escala da wavelet Daub4.

A Figura 4.4 mostra um sinal de eletrocardiograma após a aplicação da DWT utilizando a função *wavedec* do MatLab, realizando desta maneira a decomposição do sinal até o quarto nível, retornando como resultado o coeficiente de aproximação de quarto nível deste sinal, seguido pelos coeficientes de detalhes de níveis quatro a um, com os quais se torna possível realizar a recomposição do sinal nos níveis três, dois e um.

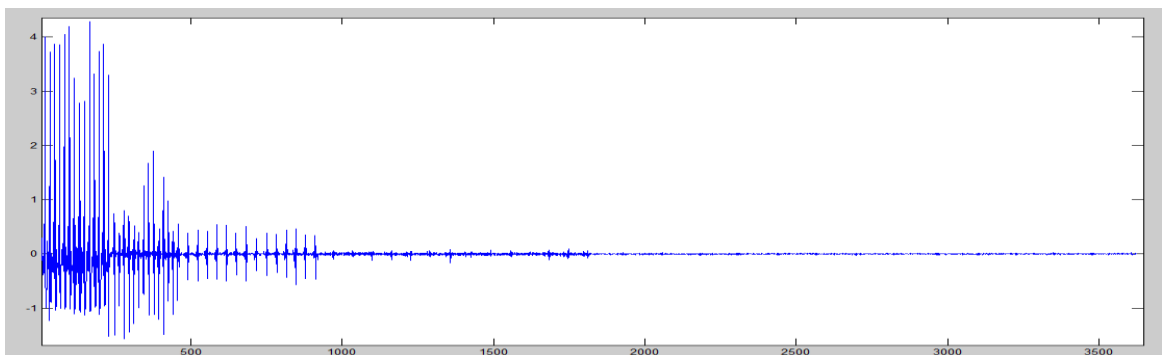


Figura 4.4: Estrutura da decomposição por DWT, coeficiente de aproximação de nível 4 e coeficientes de detalhes de nível 4, 3, 2 e 1.

Realizada a decomposição do sinal, o próximo passo é realizar a recomposição do sinal para cada um dos níveis desejados, neste caso do nível 4 ao nível 1. Este passo se dá por intermédio da aplicação da Transformada Inversa Wavelet (IDWT) pela função *appcoef* do *toolbox* de wavelet no MatLab, onde para cada um dos níveis desejados é necessário aplicar a IDWT recuperando assim o sinal decomposto no passo anterior. Na Figura 4.5 a seguir pode-se ver o sinal original seguido dos sinais depois da aplicação da DWT para cada um dos níveis 1, 2, 3 e 4.

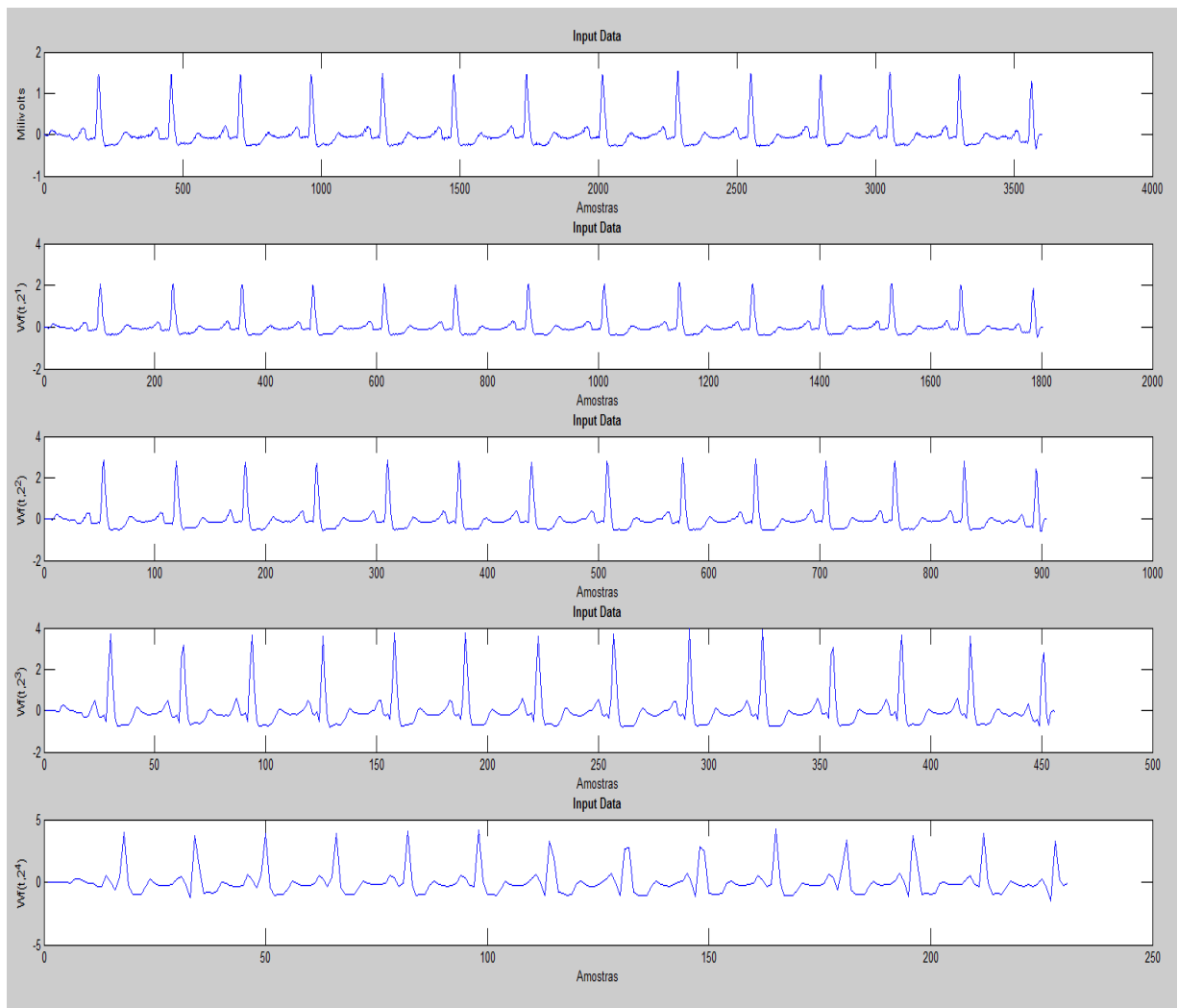


Figura 4.5: Acima o sinal original seguido das DWT's de 1ª, 2ª, 3ª e 4ª ordem

A partir da Figura 4.5 acima é possível perceber a grande importância da utilização da DWT para a análise deste tipo de sinal, pois quanto maior o nível de aplicação observa-se que menor é a existência de ruídos no sinal. Assim como explicado no capítulo 3, aqui é possível denotar na prática a característica da DWT em que a cada nível a frequência de amostragem cai pela metade, mantendo-se sempre as características principais do sinal original de acordo com a wavelet utilizada como mãe e como função escala.

Apesar disso, quanto maior a ordem de aplicação, mais o sinal começa a se normalizar em zero como mostrado na Figura 4.6, onde se mostra a aplicação da DWT até o nono nível de decomposição, por este motivo, neste projeto será utilizada a transformada de segunda ordem, escolhida por manter uma grande fidelidade com o sinal original, porém com uma quantidade muito menor de ruído.

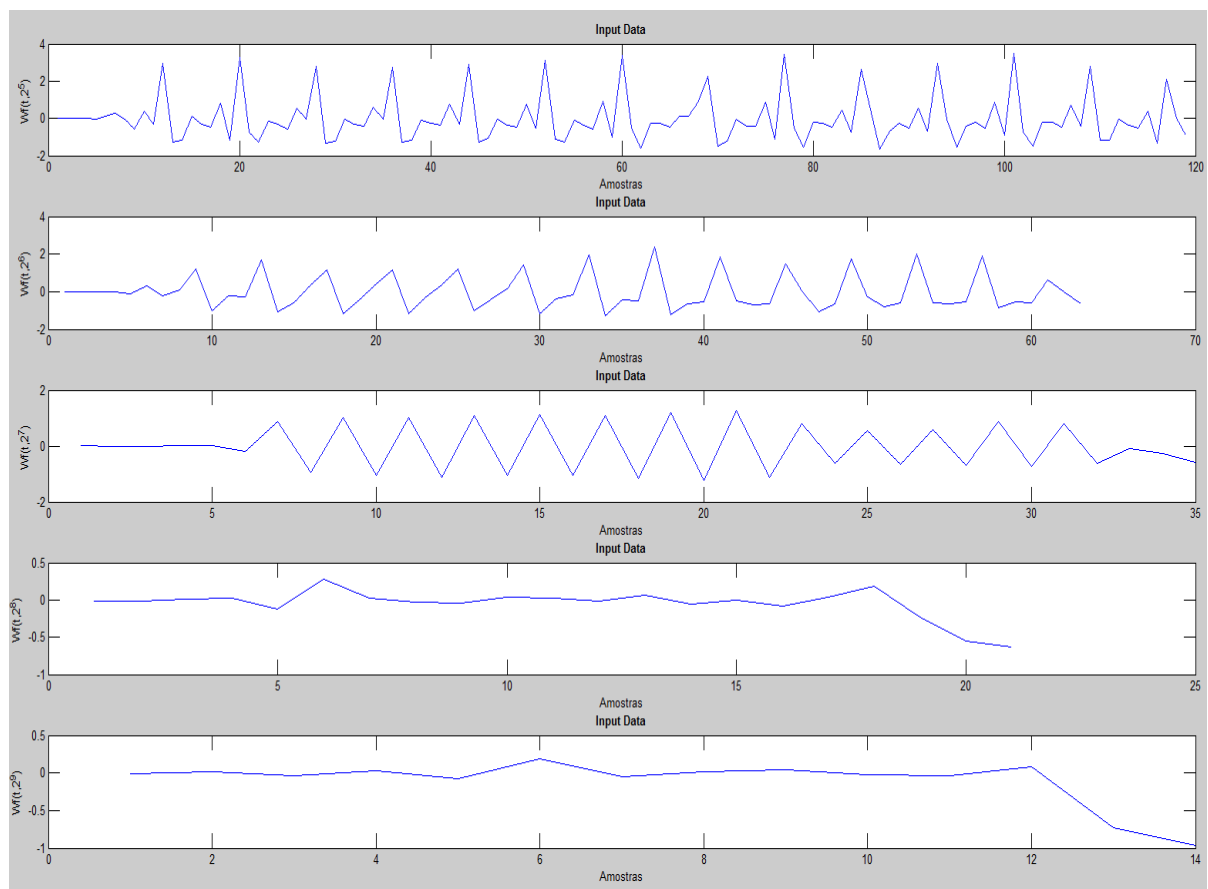


Figura 4.6: DWT's de 5ª, 6ª, 7ª, 8ª e 9ª ordens.

4.4 Localização dos picos de onda R

Realizada a filtragem dos ruídos do sinal, o próximo passo consiste em encontrar os pontos da onda R, sendo esta a primeira a ser encontrada e de mais fácil localização por ser a onda mais característica de todas, encontrando a segunda DWT o algoritmo para localização das ondas R pode ser resumido no fluxograma da Figura 4.7 a seguir.

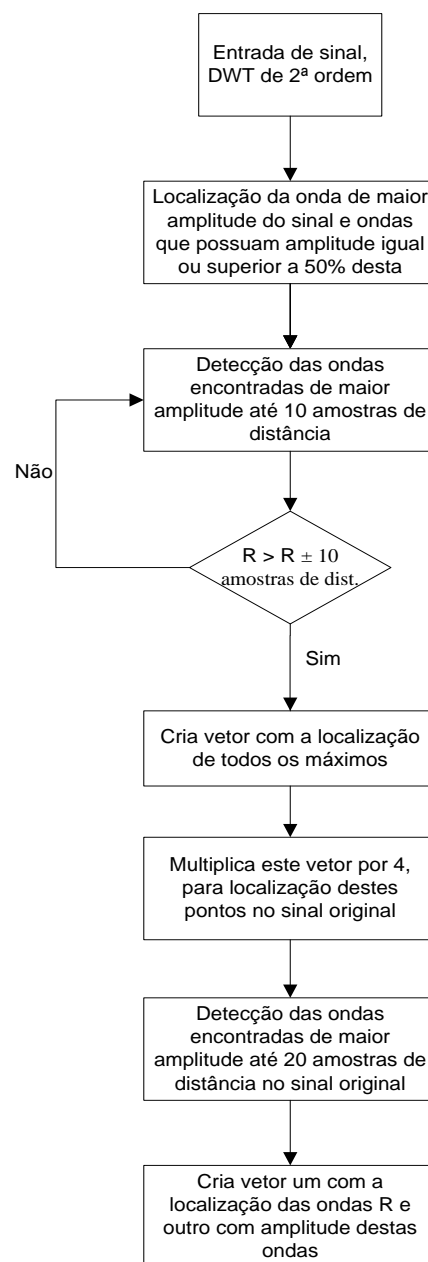


Figura 4.7: Fluxograma do algoritmo para localização das ondas R

Este processo é realizado de forma a encontrar todas as ondas R do sinal. Deve-se frisar aqui a importância de alguns cuidados ao se utilizar esta metodologia, em primeiro lugar, ao se encontrar todos os pontos cuja amplitude é maior que 50% da maior amplitude do sinal, serão encontrados assim muitos pontos de falso-positivo, que deverão ser tratados ao se procurar pelos pontos de maior amplitude em cada uma das microrregiões que podem possuir uma onda R, neste caso sendo utilizadas 10 amostras como alcance de procura pelos pontos máximos.

Feito isso, deve-se multiplicar os valores do vetor encontrado por 4, já que se trata da escala de 2^2 do sinal original, para se encontrar os locais onde estão as ondas R, porém apenas isso não trará o valor exato da localização da onda R, para isto deve-se repetir o passo realizado para localização dos pontos na escala 2^2 , procurando pelos pontos de máximo num alcance de 20 amostras do ponto provável de onda R.

Sabendo a localização de cada uma das ondas R, o próximo passo é localizar as ondas Q e S, completando assim o complexo QRS.

4.5 Localização do complexo QRS

Nesta etapa será realizada a localização das ondas Q e S completando assim o complexo QRS, para isto deve-se saber que a principal característica destas ondas é o fato de estarem logo atrás e afrente a onda R, sendo caracterizadas por serem os pontos mínimos que antecedem e sucedem esta.

Sabendo disto, é possível criar um algoritmo para localização destas ondas. Este algoritmo está expresso nas Figuras 4.8 e 4.9, para a localização das ondas Q e S respectivamente.

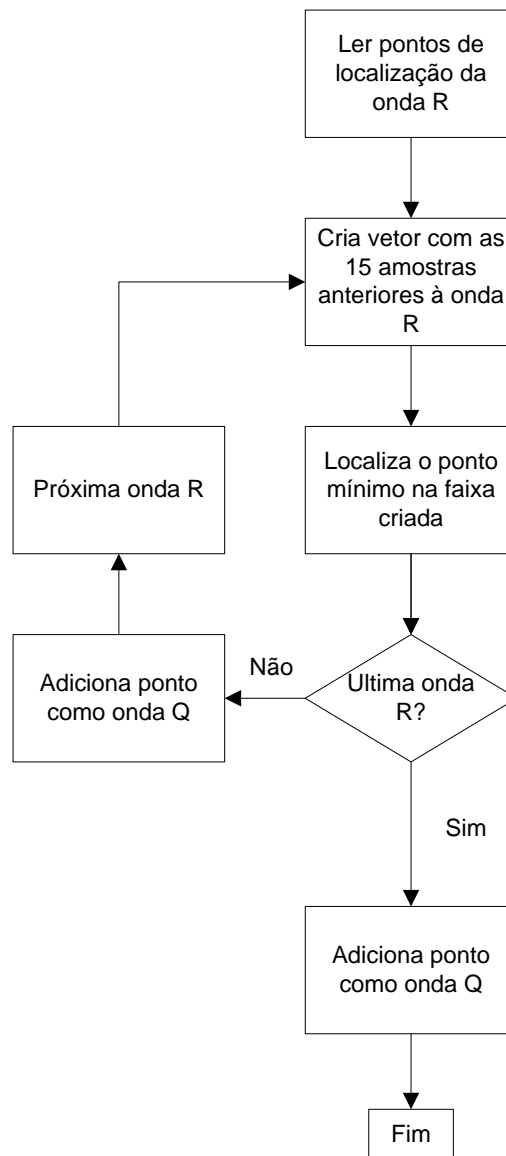


Figura 4.8: Fluxograma do algoritmo de localização da onda Q

Utilizou uma distância de até 15 amostras da onda R neste ponto, pois a onda Q normalmente deve ficar a 40 milissegundos antes da onda R, sendo estas 15 amostras o equivalente a cerca de 42 mS, o mesmo sendo válido para onda S, mas neste caso ela normalmente fica a cerca de 50 milissegundos depois da onda R, utilizando assim 20 amostras de distância, o equivalente à 55 milissegundos.

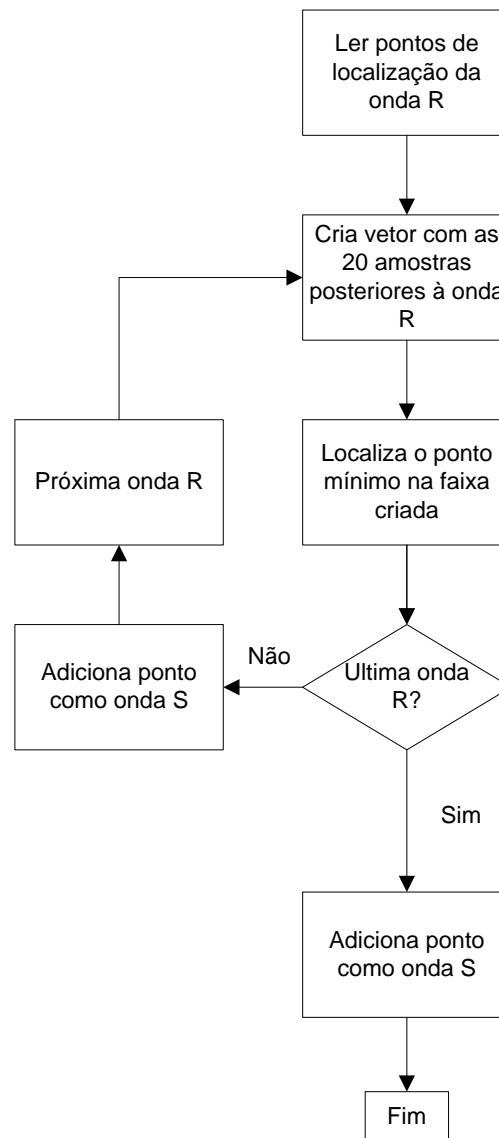


Figura 4.9: Fluxograma do algoritmo de localização da onda S

4.6 Localização das ondas P e T

De forma análoga ao que foi realizado com as ondas Q e S será realizado para localização das ondas P e T, levando em consideração que as ondas P e T representam picos máximos de onda anteriores e posteriores às ondas Q e S.

Para a onda P, a posição de seu máximo está normalmente entre 50 e 200 milissegundos antes da posição da onda R, para tal foi utilizado o valor de até 70 amostras de distância, o equivalente a 200 milissegundos.

Para a onda Q, a posição de seu máximo está normalmente entre 50 e 360 milissegundos após a posição da onda R, utilizando assim o valor de até 130 amostras, o equivalente a 360 milissegundos. Nas Figuras 4.10 e 4.11 tem-se os fluxogramas dos algoritmos de localização destas ondas.

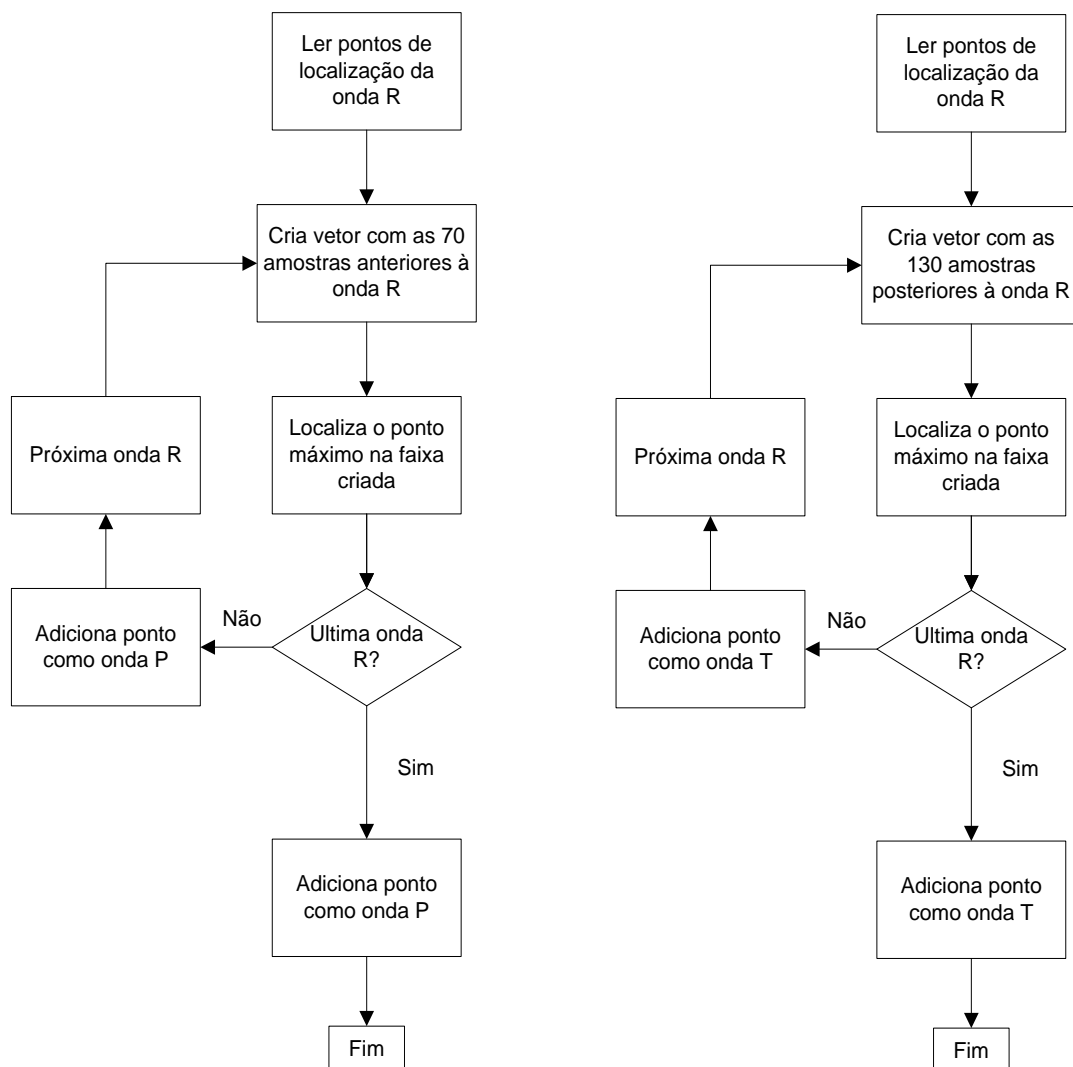


Figura 4.10: Fluxogramas dos algoritmos de localização das ondas P, à direita e T, à esquerda.

4.7 Detecção de arritmias

Nesta ultima etapa é realizada a detecção das possíveis arritmias que podem ser diagnosticadas com o uso da análise computacional, tendo em mente que uma análise deste tipo jamais poderá substituir o diagnostico de profissional da área, sendo utilizada apenas como uma base de auxílio na detecção de arritmias e diagnóstico médico.

Serão tratadas neste caso apenas as arritmias citadas na página 44 deste projeto, para tal utilizou-se o algoritmo ilustrado na Figura 4.11 abaixo.

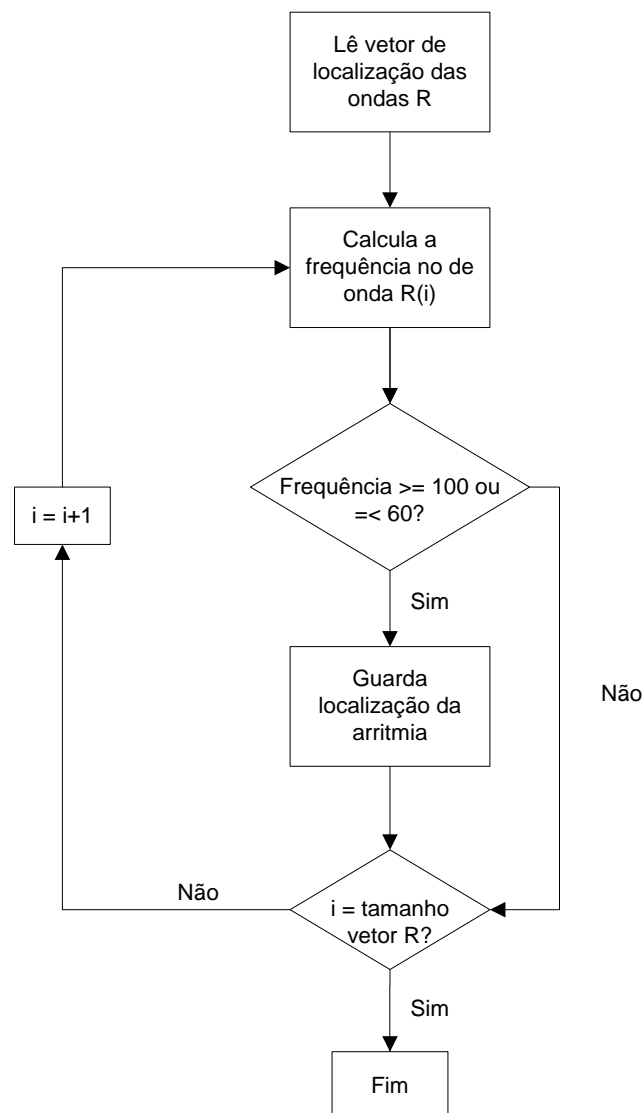


Figura 4.11: Fluxograma do algoritmo para detecção de arritmias

Neste algoritmo foi utilizada apenas a onda R para a determinação da frequência, pois somente ela é o suficiente para tal, de forma a tornar o código mais leve e de execução mais rápida se comparada à utilização do complexo QRS.

Tendo como base a distância entre dois pontos de onda R se tem o valor da frequência cardíaca naquele ponto e é por intermédio deste que se torna possível a detecção de grande parte das cardiopatias mais comuns. Neste projeto foram tratadas a taquicardia e fibrilação atrial, que tem como característica um valor de frequência superior a 100bpm e 120bpm.

A bradicardia e o bloqueio sinoatrial que compreendem frequências abaixo de 60bpm, sendo um valor para a primeira e esta ultima sem um valor exato, pois é caracterizada pela ausência de um batimento cardíaco, podendo ser aferida por uma frequência abaixo da metade da frequência cardíaca média deste paciente.

Este capítulo abordou o modelo teórico utilizado neste projeto mostrando a base metodológica utilizada em cada uma das etapas, iniciando pelo tratamento do sinal de eletrocardiograma, etapa de suma importância, pois sem a qual pode comprometer o bom funcionamento de todas as outras. Passando então para a detecção de todos os pontos de interesse presentes neste sinal, as ondas P, Q, R, S e T, com os quais se torna possível a detecção de possíveis arritmias, ultima etapa deste modelo.

CAPÍTULO 5 - APLICAÇÃO PRÁTICA DO SISTEMA PROPOSTO

O algoritmo foi implementado utilizando o ambiente MatLab para execução do software resultante deste projeto, utilizando-se sinais reais de eletrocardiograma como entrada. A base de dados com os sinais de ECG é a MITDB-BIH descrita no capítulo 3 deste projeto, a qual foi utilizada também para realizar a avaliação prática deste projeto, por possuir em seu banco de dados anotações feitas por cardiologistas experientes.

Tornando assim possível realizar a avaliação do desempenho do algoritmo criado quanto ao acerto na detecção das ondas R e conseqüentemente do complexo QRS.

5.1 Apresentação da área de Aplicação do Sistema

Este algoritmo foi criado como uma forma de utilização de modelos matemáticos e computacionais para análise de sinais biomédicos, os quais por natureza são geralmente sinais que possuem formas singulares e muito suscetíveis a interferências externas que se apresentam em formas de ruídos no sinal digital.

O estudo e a análise de sinais biomédicos é algo recente no cenário brasileiro e mundial, assim como a utilização da wavelet para tal, principalmente no Brasil onde há escassez de bibliografias em português, pertinentes a este assunto. O estudo dirigido neste projeto teve como meta a demonstração da utilização destes temas aplicados em caráter acadêmico.

5.2 Descrição da Aplicação do Sistema

Para a implementação do algoritmo desenvolvido neste projeto, utilizou-se o ambiente MatLab em sua versão 7.12.0.635 (R2011a) juntamente à sua *toolbox* Wavelet pertencente à instalação padrão deste software.

Utilizando os sinais de eletrocardiograma da base de dados MITDB-BIH, aplicou-se o modelo apresentado no capítulo anterior, cujo código fonte completo das funções aqui apresentadas encontra-se no apêndice A deste projeto.

O primeiro passo a ser realizado é a leitura do sinal de eletrocardiograma. Utilizando a amostra 103 da base de dados como exemplo, a leitura deverá ser realizada a partir de um arquivo .txt ou .m, arquivo de texto ou de dados do MatLab, onde possui duas variáveis, a primeira com o tempo e a segunda a amplitude das ondas em função deste tempo. Tendo assim como retorno um sinal como o ilustrado na Figura 5.1 a seguir.

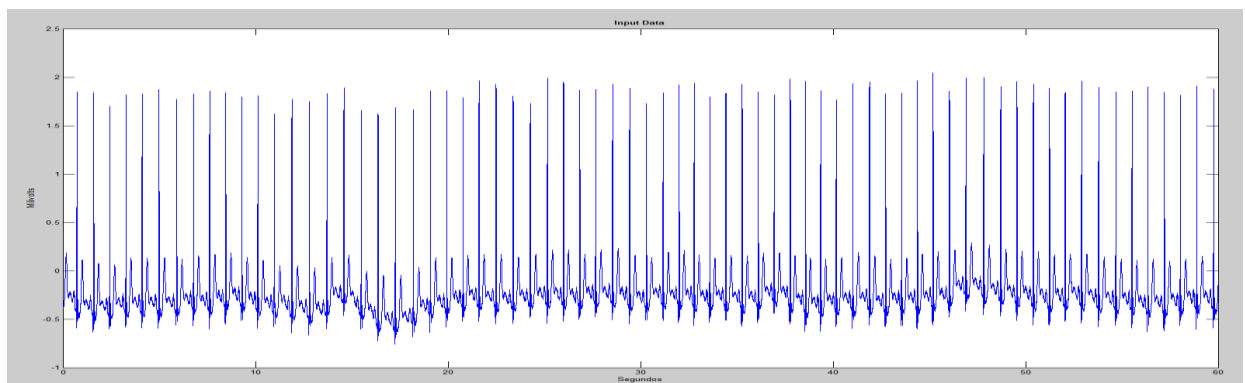


Figura 5.1: Sinal de ECG da amostra 103

Feita essa leitura, é necessário então fazer a adequação da linha de base do sinal, etapa citada anteriormente como retirada da *base line drift*, para torná-lo o mais uniforme possível, como apresentado na Figura 5.2 a seguir. Este é o sinal que consideramos aqui como original.

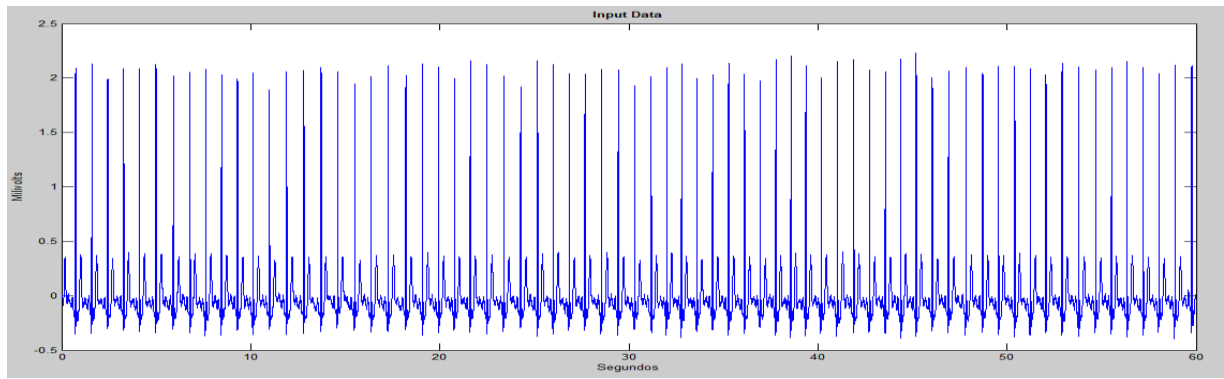


Figura 5.2: Sinal 103 após retirada da baseline drift.

É realizada então a decomposição do sinal original, utilizando a função *wavedec* e a recomposição deste sinal utilizando a função *appcoef* ao nível, ou níveis, que serão utilizados na análise. Esta etapa é de suma importância, pois é através do sinal decomposto que será feita a procura pelos pontos de máximo que representam a onda R, já que o sinal decomposto apresenta um nível de ruído muito menor que o original, como pode ser observado na Figura 5.3 a seguir.

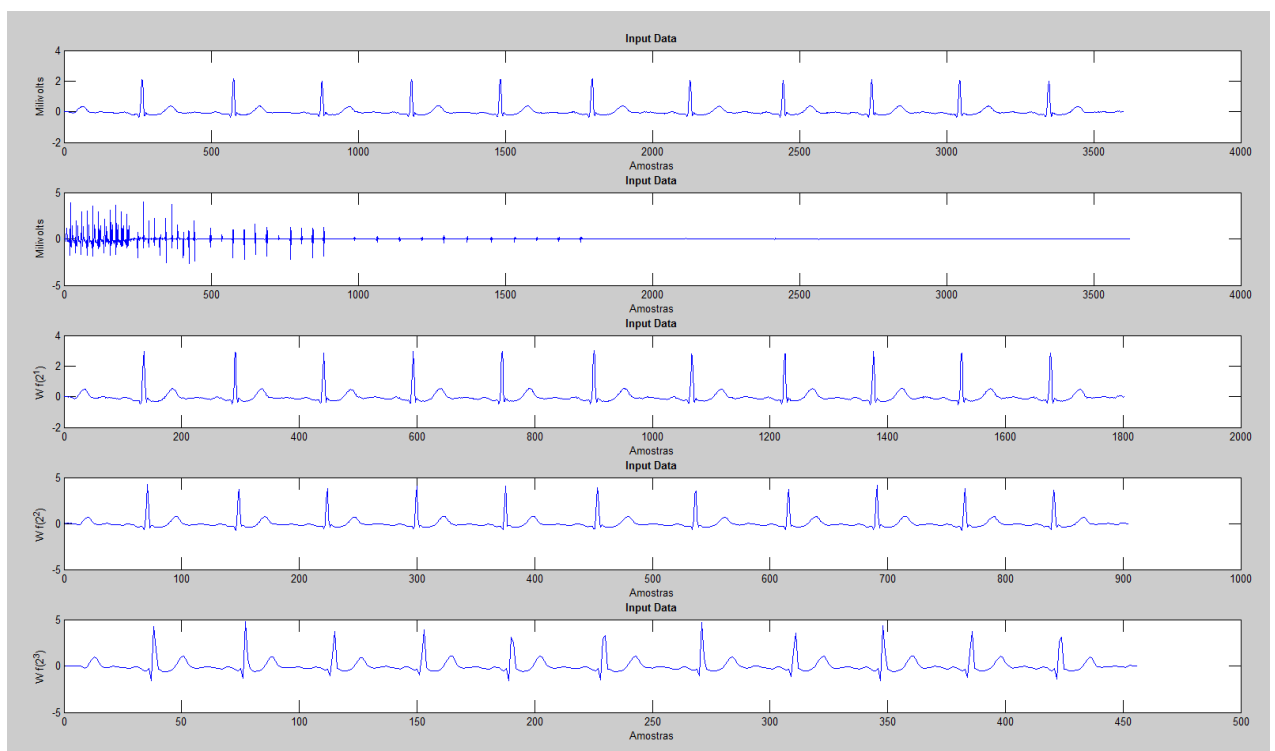


Figura 5.3: Sinal original acima, sinal decomposto pelo *wavedec* e sinais dos coeficientes de aproximação das escalas 2^1 , 2^2 e 2^3 .

Utilizando então os algoritmos propostos no capítulo anterior realiza-se a localização dos pontos máximos no sinal decomposto pela DWT da escala 2^2 . Realizada a localização dos máximos locais na DWT, é realizada então a localização dos máximos no sinal original, os quais são representados pela onda R, como mostrado na Figura 5.4.

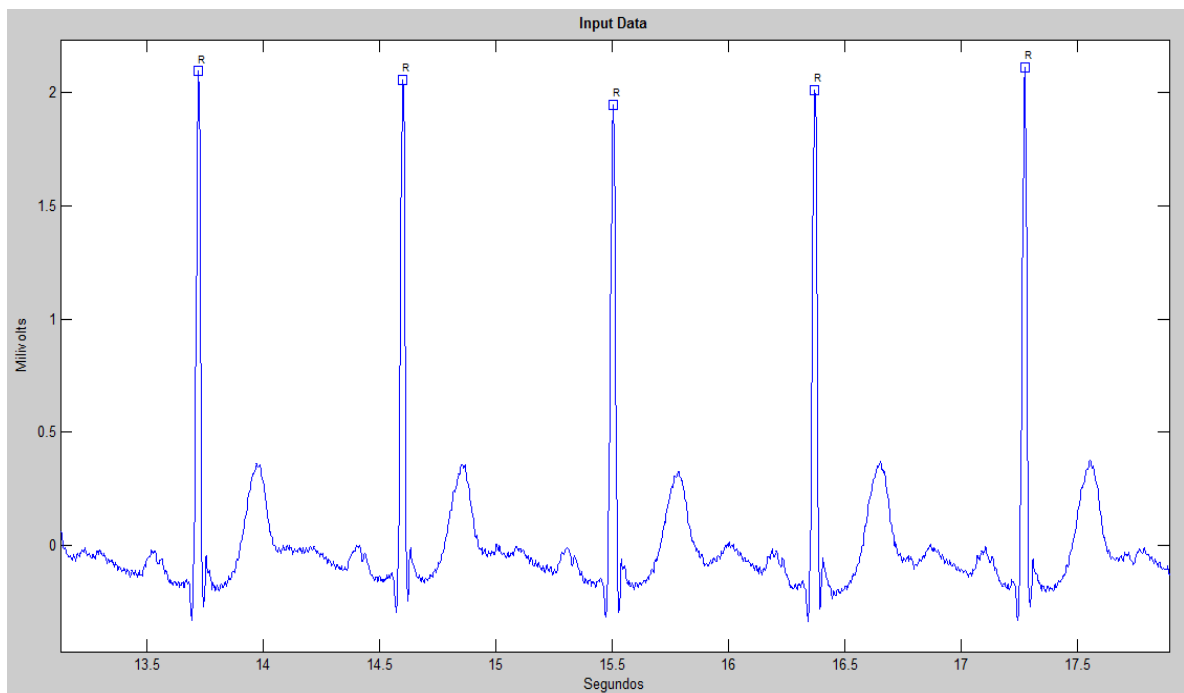


Figura 5.4: Localização das ondas R na amostra 103 do MITDB.

Completada a localização das ondas R, o próximo passo se dá pela localização das ondas Q e S, completando assim o complexo QRS, pontos estes extraídos pelos mínimos locais próximos à onda R, como mostrado na Figura 5.5 a seguir.

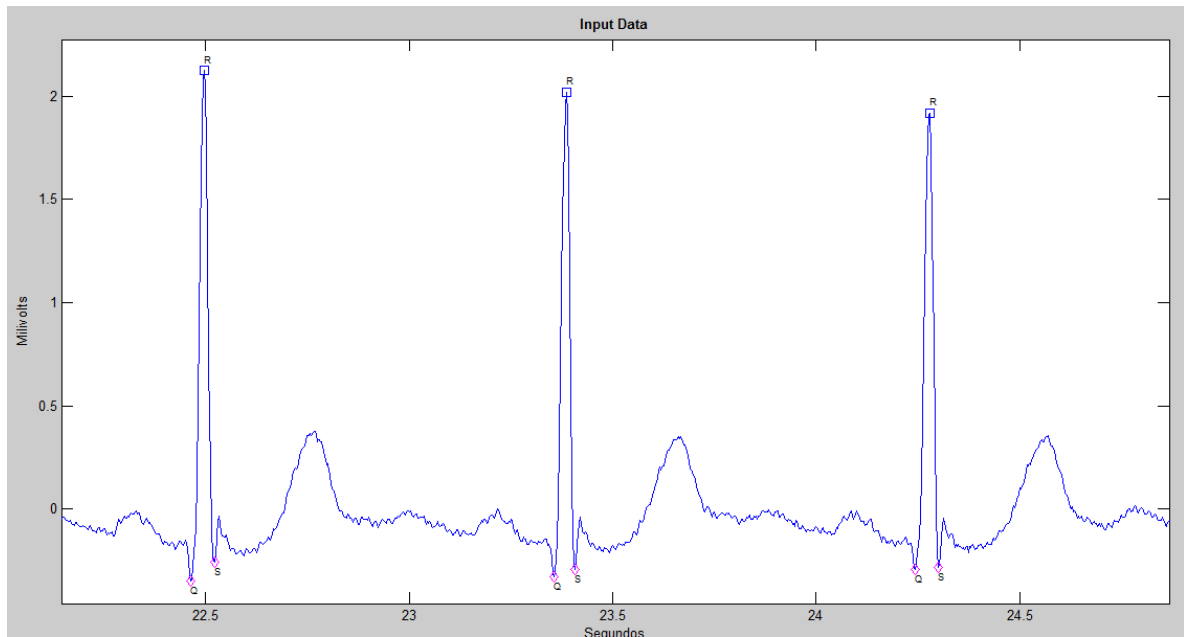


Figura 5.5: Localização do complexo QRS

Utilizando-se então a posição do complexo QRS como base e os conhecimentos apresentados neste projeto sobre o eletrocardiograma, faz-se então a busca pelas ondas P e T que representam máximos locais antes e após o complexo QRS, como ilustrado na Figura 5.6.

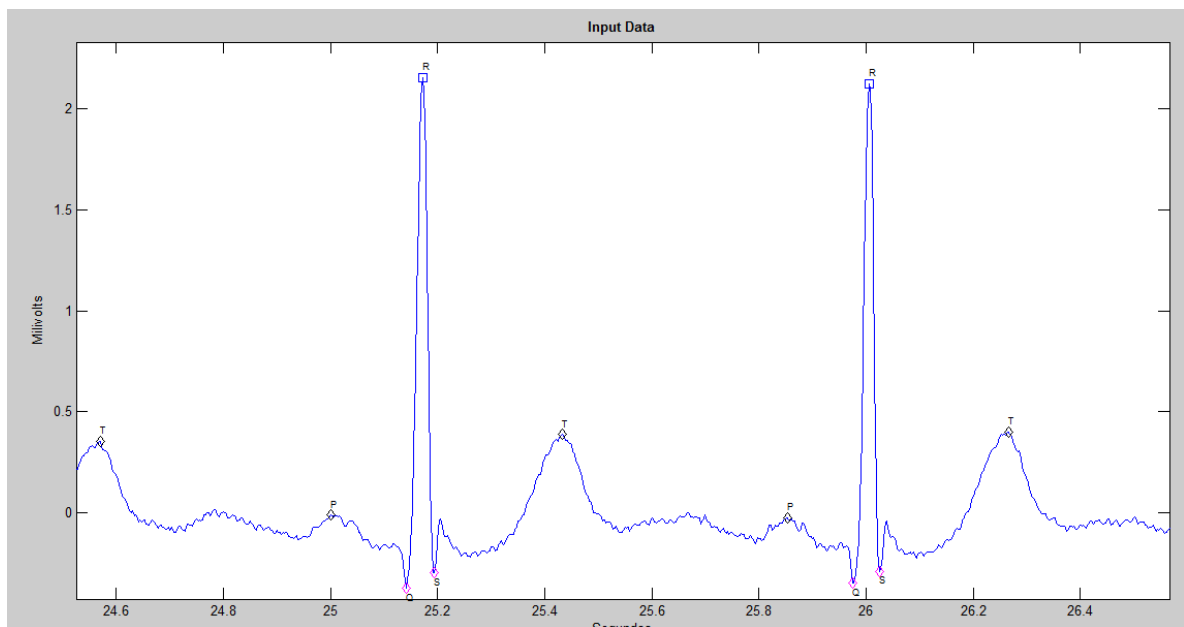


Figura 5.6: Localização de todas as ondas do ECG.

E por ultimo é realizado o cálculo das frequências locais de cada batimento e averiguação de possíveis cardiopatias ou arritmias, assim como mostrado na Figura 5.7.

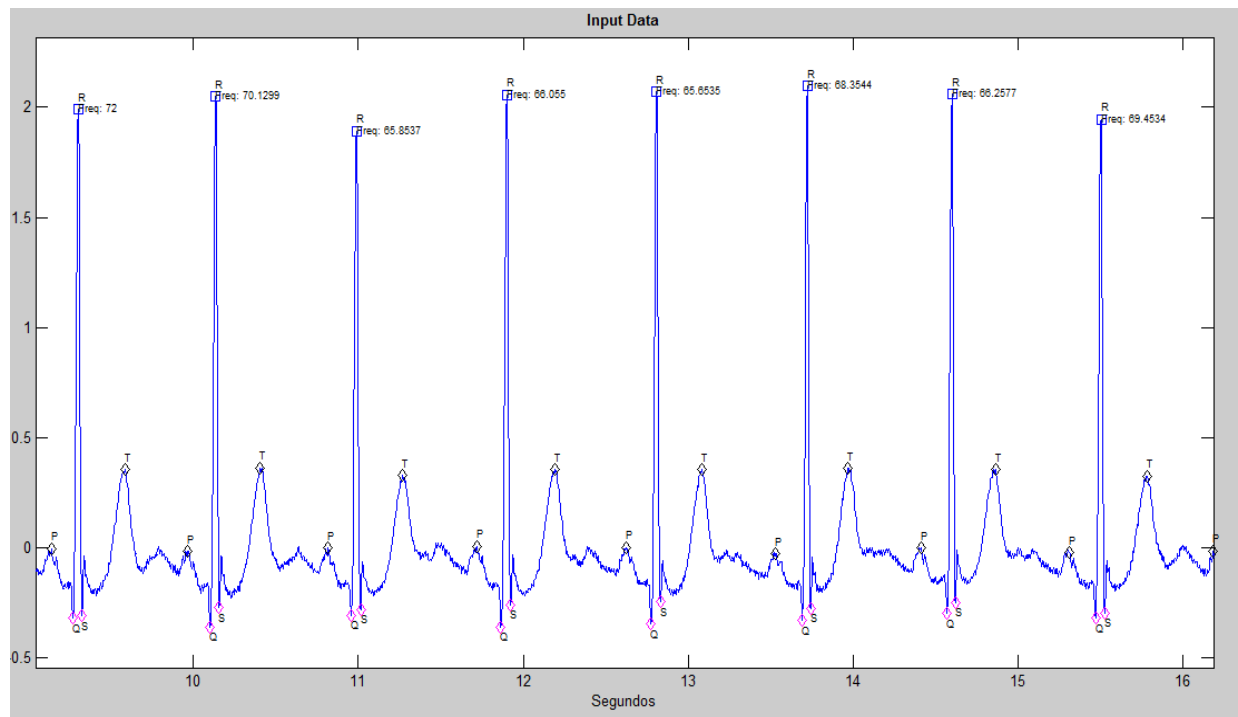


Figura 5.7: Sinal do ECG com localização de todas as ondas e indicação das frequência em cada batimento.

Quando na presença de algum tipo de arritmia ou cardiopatia, esta estará representada por uma estrela vermelha logo acima do ponto onde apresenta uma frequência alterada, como pode ser observado na Figura 5.8.

As definições e representações de cada cardiopatia não foram adicionadas à representação do sinal até a data desta redação, apenas a representação de que há algum possível problema no ponto especificado, podendo assim ser facilmente diagnosticado pelo profissional com o auxílio da representação da frequência cardíaca neste mesmo local.

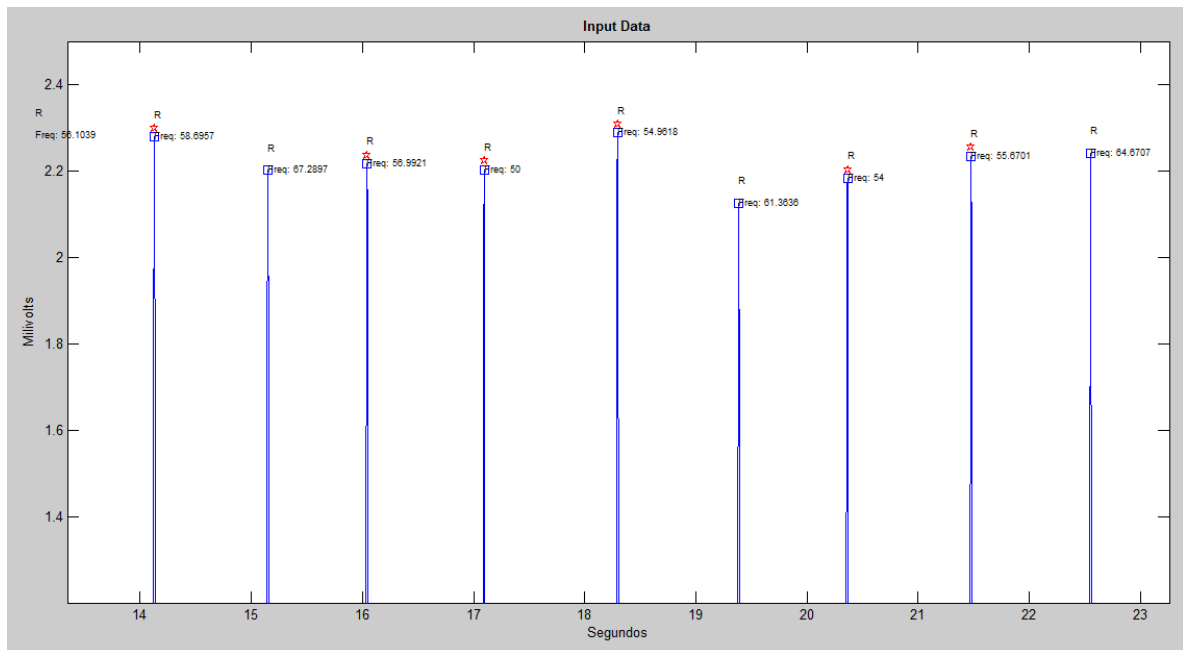


Figura 5.8: Representação de arritmias, paciente com bradicardia.

A amostra da Figura 5.8 representa um paciente diagnosticado com bradicardia, as estrelas vermelhas representam pontos onde há um possível período de arritmia, neste caso pode ser aferido por sua frequência cardíaca abaixo dos 60 batimentos por minuto, algo muito abaixo dos normais 75 batimentos por minuto, para pessoas adultas, em repouso e saudáveis.

5.3 Validação do Sistema

Para realizar a validação deste algoritmo foi criada uma pequena função para comparar os valores das posições do complexo QRS encontrados nos arquivos de anotações da base de dados MIT-BIH com os dados obtidos com a utilização do algoritmo desenvolvido neste projeto. Esta função está disposta na última página do apêndice A deste projeto.

Para tanto, utilizou-se sinais de 1 minuto de extensão, os quais possuem cada um 21.600 amostras de sinais, com um total de 17 sinais da base de dados, totalizando assim 367.200 amostras a serem analisadas.

Abaixo, na tabela 5.1, pode-se observar os resultados obtidos nesta análise.

Tabela 5.1: Resultados finais para trechos de 1 minuto da base de dados MIT-BIH

Registro	Total de Batimentos	Falha de detecção	Falha(%)
100	74	1	1,35
101	71	0	0,00
103	70	0	0,00
105	82	0	0,00
112	85	0	0,00
113	58	0	0,00
115	63	20	31,75
119	65	11	16,92
121	60	10	16,67
122	87	1	1,15
123	49	2	4,08
124	49	0	0,00
202	52	0	0,00
205	89	0	0,00
209	93	6	6,45
212	90	0	0,00
213	110	0	0,00
TOTAL	1247	51	4,09%

O total de batimentos representa o número de complexos QRS, já que cada batimento cardíaco corresponde a ocorrência de um complexo, as falhas de detecção correspondem ao número de complexos QRS detectados erroneamente se comparado aos dados do banco de dados MIT-BIH e por fim o percentual de complexos detectados erroneamente.

Para realizar esta comparação foi utilizado uma tolerância de até três amostras de distância dos pontos obtidos pelo algoritmo aqui desenvolvido, o que equivaleria a até 8 milissegundos de diferença. O uso desta tolerância deve-se ao fato do algoritmo procurar pelos pontos máximos exatos no sinal, enquanto as anotações foram feitas manualmente por profissionais, o que pode levar a um pequeno desvio no momento de se digitalizar os dados obtidos manualmente.

Neste caso observou-se uma porcentagem de falhas total em torno de 4,09%, mas se fosse levada em consideração uma tolerância de até quatro amostras de distância ao que foi obtido e ao que está anotado, perceber-se-ia uma queda ainda maior na quantidade de falhas de detecção, como pode ser observado na tabela 5.2.

Tabela 5.2: : Resultados finais para trechos de 1 minuto da base de dados MIT-BIH, considerando uma tolerância de até 4 amostras.

Registro	Total de Batimentos	Falha de detecção	Falha(%)
100	74	0	0,00
101	71	0	0,00
103	70	0	0,00
105	82	0	0,00
112	85	0	0,00
113	58	0	0,00
115	63	0	0,00
119	65	1	1,54
121	60	0	0,00
122	87	0	0,00
123	49	0	0,00
124	49	0	0,00
202	52	0	0,00
205	89	0	0,00
209	93	0	0,00
212	90	0	0,00
213	110	0	0,00
TOTAL	1247	1	0,08%

O uso de 4 amostras de tolerância representa o equivalente a 11 milissegundos de diferença entre os resultados encontrados o que seria o equivalente à 0,25 milímetros no papel de registros, ou um quarto da menor parte do papel.

O contrário ocorreria caso não fosse aceito nenhum tipo de tolerância, ou seja, tolerância igual a zero, encontrando erros percentuais superiores a 50%.

5.4 Avaliação Global do Sistema

Este projeto apresentou resultados expressivos em relação à sua função principal, a detecção dos principais sinais de um trecho de amostra de eletrocardiograma, apresentando taxas de erros próximos à zero por cento, levando em consideração os desvios milimétricos que pode haver nas anotações dos pontos realizados manualmente por um cardiologista ao olho nu e o posterior processo de digitalização desta informação.

A detecção de arritmias funciona de forma razoavelmente bem, demonstrando com clareza quais os pontos que podem ser de interesse médico, porém ainda há a carência de informação sobre a arritmia detectada, o que não representa algo de grande importância para o sistema, pois um médico treinado pode facilmente diagnosticar o possível problema sem o auxílio de um software para tal.

Este projeto está limitado apenas aos tipos de eletrocardiograma que podem ser analisados, por terem sido preparados apenas para uma derivação, para a maioria das outras derivações ele não funciona corretamente, pela diferença de posição e tamanho das ondas que compõem o sinal.

CAPÍTULO 6 - CONCLUSÃO

6.1 Conclusões

O objetivo deste projeto foi criar uma solução em software o qual seria capaz de realizar a análise de um sinal de eletrocardiograma, de forma a ler este sinal, processar este sinal para uma melhor visualização e detectar possíveis arritmias e cardiopatias.

O software apresentou taxas de acerto de 95% se mostrando eficaz em seu propósito, sendo capaz de ler e representar corretamente um sinal de ECG, encontrar os principais pontos de interesse neste sinal e detectar possíveis problemas cardíacos que possa facilitar um diagnóstico por parte de um médico.

O uso do ambiente MatLab foi de suma importância para este projeto, pois proporcionou uma grande facilidade na questão de trabalhar com o sinal e manipulá-lo matematicamente.

Assim como o uso de wavelet que permitiu o uso de um sinal com menos ruídos e com os pontos característicos mais evidenciados, utilizando para isto a Transformada Discreta Wavelet, tema ainda pouco difundido na literatura brasileira, que tem grande importância no cenário de análise de sinais biomédicos devido à sua principal característica de se poder trabalhar tanto no domínio do tempo quanto da frequência, além de naturalmente ser capaz de reduzir o ruído do sinal a ser trabalhado mantendo a energia e forma do sinal original.

Este projeto está limitado pela forma de onda praticada na derivação utilizada do ECG, para utilização em outras derivações deve haver ainda uma adequação do código utilizado, porém sem haver a necessidade de se alterar sua base de funcionamento.

6.2 Sugestões para Trabalhos Futuros

Durante o desenvolvimento deste projeto, percebeu-se que poderiam ser agregadas várias outras ideias, assim como outras funcionalidades ao mesmo, as sugestões a seguir poderiam ser incorporadas ao projeto, ou utilizá-lo como base para um novo projeto.

Em primeiro lugar, a criação de sub-rotinas para adaptação do código aos vários tipos de derivações existentes para obter o sinal do eletrocardiograma. Sabendo-se qual a derivação a ser trabalhada, utilizar-se-ia a base de funcionamento deste código, como exemplo nas derivações V_1 a V_3 as amplitudes dos sinais são inversas se comparadas ao atual código, onde as ondas P, R e T representariam mínimos e as ondas Q e S seriam máximos locais.

Depois, outra opção seria, a utilização de outra linguagem de programação, como java por exemplo. Assim como o MatLab possui a *toolbox* wavelet, a linguagem java também possui uma classe para se trabalhar com transformadas wavelet, tornando mais fácil sua implementação e fazendo com que o software deixe de depender de um ambiente como o MatLab para funcionar, podendo assim funcionar em qualquer computador, necessitando apenas de uma máquina virtual java instalada.

Finalmente, adaptar o algoritmo para uma aplicação on-line. Assim como pode ser realizada a análise de modo off-line, o algoritmo aqui apresentado poderia ser adaptado para funcionar em aplicações de tempo real, desde que feitas as devidas adaptações.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

ADDISON, P. S. **The illustrated wavelet transform handbook: Introductory Theory and Applications in Science, Engineering, Medicine and Finance**. Edinburgh: IoP Publishing, 2002. 353 p.

BRASIL. “**Doenças Cardiovasculares**” Acessado no site:

<http://www.brasil.gov.br/sobre/saude/saude-do-homem/doencas-cardiovasculares> em 27 de setembro de 2011 às 15:43.

DUBIN, M.D. Dale. 1984 **Interpretação Rápida do ECG**. 3ª ed. Editora de Publicações Científicas Ltda. Barra da Tijuca – RJ.

GUYTON, A. C.; HALL, J. E. **Tratado de Fisiologia Médica**. 11. Ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2006.

MALLAT, S. **A Wavelet Tour of Signal processing, The Sparse Way**. 3. Ed. Burlington: Elsevier, 2009.

MARTINCOSKI, D. H.; 2004. **Sistema para telemetria de eletrocardiograma utilizando tecnologia bluetooth**. Florianópolis. Dissertação – Universidade Federal de Santa Catarina.

MERVIN J. GOLDMAN, M.D. 1976. **Princípios de Eletrocardiografia Clínica**. 8ª ed. Editora Guanabara Koogan S.A. Rio de Janeiro – RJ.

MITDB-BIH. “**MITDB-BIH Arrhythmia Database**”. Acessado no site:

<http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/> em 20 de agosto de 2011 às 14:02.

QUINET B. B.; RIBEIRO H. S.; SANTOS A. F; 2009. **Tele homecare: uma revisão bibliográfica das experiências e percepções atuais.** Belo Horizonte, MG. Dissertação – Universidade Federal de Minas Gerais.

SCANAVACCA, M. I.; BRITO, F. S.; MAIA, I.; HACHUL, D.; LORGA, A.; RASSI JR, A.; MARTINELLI FILHO, M.; MATEOS, J. C. P.; DÍEVILA, D.; SOSA, E. A.; 2002. **Diretrizes para Avaliação e Tratamento de Pacientes com Arritmias Cardíacas.** Arquivos Brasileiros de Cardiologia. São Paulo, SP, v. 79, (s. V).

SOCIEDADE BRASILEIRA DE CARDIOLOGIA, 2003. **Diretrizes de Interpretação de Eletrocardiograma de Repouso.** Arquivo Brasileiro de Cardiologia volume 80, suplemento II.

SOSA, E. A.; TERZI, R.; GRUPPI, C.; BRITO, F. S.; DE PAOLA, A. A. V.; PIMENTA, J.; LORGA, A. M.; MAIA, I. G.; GIZZI, J. C.; SOLIMENE, M. C.; CAMARGO, S. P. A. B.; ALBANEZE FILHO, F; 1995. **Consenso SOCESP-SBC sobre eletrocardiografia pelo sistema Holter.** Arquivos Brasileiros de Cardiologia. São Paulo, SP, v. 65, p. 447-450.

ZASLAVSKY, Cláudio e GUS, Iseu. **Idoso Doença Cardíaca e Comorbidades.** Arq. Bras. Cardiol. [online]. 2002, vol.79, n.6, pp. 635-639. ISSN 0066-782X


```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

m1=max(ca2)*.50;
P=find(ca2>=m1);
P1=P;
P2=[];
last=P1(1);
P2=[P2 last];
for(i=2:1:length(P1))
    if(P1(i)>(last+10))
% Procura por possíveis ondas R até 10 amostras de distância
        last=P1(i);
        P2=[P2 last];
    end
end
P3=P2*4;

Rloc=[];
for( i=1:1:length(P3))
    range = [P3(i)-20:P3(i)+20]
% Procura pelas ondas R em um range de +- 20 amostras de distância
    m=max(y(range));
    l=find(y(range)==m);
    pos=range(l);
    Rloc=[Rloc pos];
end
Ramp=y(Rloc);

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% Rotina para localização das ondas Q e S %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

Y(:,1)=y(:,1);
X=Rloc;

for(j=1:1:length(X))

    %% Onda Q

        a=Rloc(1,j)-15:Rloc(1,j)-5;
        m=min(Y(a));
        b=find(Y(a)==m);
        b=b(1);
        b=a(b);
        Qloc(1,j)=b;
        Qamp(1,j)=m;

    %% Onda S

        a=Rloc(1,j)+1:Rloc(1,j)+20;
        m=min(Y(a));
        b=find(Y(a)==m);
        b=b(1);
        b=a(b);
        Sloc(1,j)=b;
        Samp(1,j)=m;

end

```

end

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% Rotina para localização das ondas P e T %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```
Y(:,1)=y(:,1);
X=Rloc;
```

```
for (j=1:1:length(X))
```

```
    %% Onda P
```

```
    a=(Rloc(1,j)-70):(Rloc(1,j)-15);
    m=max(Y(a));
    b=find(Y(a)==m);
    b=b(1);
    b=a(b);
    Ploc(1,j)=b;
    Pamp(1,j)=m;
```

```
    %% Onda T
```

```
    a=Rloc(1,j)+25:Rloc(1,j)+130;
    if a > length(Y)-100
        break;
    end
    m=max(Y(a));
    b=find(Y(a)==m);
    b=b(1);
    b=a(b);
    Tloc(1,j)=b;
    Tamp(1,j)=m;
```

end

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% Adequação de amostras para segundos %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```
Ptime = Ploc / fs;
Qtime = Qloc / fs;
Rtime = Rloc / fs;
Stime = Sloc / fs;
Ttime = Tloc / fs;
```

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% Detecção de arritmias %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
```

```
X=Rloc;
```

```
for ( i=1:1:length(X)-1)
    j = i+1;
    % Determina a frequência no ponto i
    Freq(i)= 60 / ( Rtime(j) - Rtime(i) );
    % A partir da frequência procura por arritmias
    % Freq > 100 pode significar Taquicardia ou fibrilação atrial
    % Freq < 60 pode significar Bradicardia ou Bloqueio Sinoatrial
    if Freq(i) >= 100 || Freq(i) <= 60
```

```

    if Freq(i) < (mean(Freq)*0.5)
        BloqS = Rtime(i)
    end
    if Freq(i) == 0
        Raritm(j) = 0;
        Rarramp(j) = 0;
    else
        Raritm(j) = Rtime(i);
        Rarramp(j) = Ramp(i)
    end
else
    Raritm(j) = 0;
    Rarramp(j) = 0;
end
end
end

% Calcula média da frequencia.
FreqMed = mean(Freq)

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% Plotar o sinal analisado %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%default=input('Pressione 1 se deseja plotar o sinal, caso contrário
pressione 2:\n');
default=1;
if default == 1
    % Plotar o sinal do ECG
    subplot(1,1,1); plot(t,y);
    title('Input Data','FontWeight','bold'); xlabel('Segundos');
    ylabel('Milivolts');
    hold on;
    % Plotar as marcações de cada onda
    subplot(1,1,1); plot(Rtime,Ramp,'bs');
    subplot(1,1,1); plot(Ptime,Pamp,'kd');
    subplot(1,1,1); plot(Qtime,Qamp,'md');
    subplot(1,1,1); plot(Stime,Samp,'md');
    subplot(1,1,1); plot(Ttime,Tamp,'kd');
    % Plotar identificação de cada onda e frequências
    for (i=1:length(Raritm))
        if i <= (length(Freq))
            text(Rtime(i),Ramp(i),['Freq: ',num2str(Freq(i))],...
                'HorizontalAlignment','left',...
                'FontSize',7)
            text(Ptime(i),Pamp(i)+0.05,['P'],...
                'HorizontalAlignment','left',...
                'FontSize',7)
            text(Qtime(i),Qamp(i)-0.05,['Q'],...
                'HorizontalAlignment','left',...
                'FontSize',7)
            text(Rtime(i),Ramp(i)+0.05,['R'],...
                'HorizontalAlignment','left',...
                'FontSize',7)
            text(Stime(i),Samp(i)-0.05,['S'],...
                'HorizontalAlignment','left',...
                'FontSize',7)
            text(Ttime(i),Tamp(i)+0.05,['T'],...
                'HorizontalAlignment','left',...
                'FontSize',7)
        end
    end
end
% Plotar identificação de arritmias

```

```
subplot(1,1,1); plot(Rarritm,Rarramp +0.02,'pr');  
  
    hold off;  
end  
  
rloc = Rloc;  
sinal = y;  
  
end
```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%% Função para validação da análise %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

function [resultados erro] = validar(registro)

% Sinais a serem validados
records=[100 101 103 105 112 113 115 119 121 122 123 124 202 205 209 212
213];

disp('Registro Total Falhado Falhado(%) ')
resultados=zeros(length(records),4);
resultados(:,1)=records;
for i=1:length(records)

    r=records(i);
    rloc=analise(r);
    arquivo = ['./DB1min/' num2str(r) 'a.txt'];
    [annot,samp,tipos,sub,chan,num] = textread(arquivo,'%s %f %s %f %f
%f','headerlines',2);
    amostra=samp';
    tot = length(rloc);

    tolerancia=3;
    for k=1:length(rloc)
        t1=rloc(k)-tolerancia;
        t2=rloc(k)+tolerancia;
        ft(k)=isempty(find(amostra>t1 & amostra<t2, 1));
    end
    f=length(find(ft==1));

    fpc = 100*f/tot;
    resultados(i,2)=tot;
    resultados(i,3)=f;
    resultados(i,4)=fpc;

end

disp('Registro Total Falhado Falhado(%) ')
disp(num2str(resultados(i,:)));

erro=100*sum(resultados(:,3))/sum(resultados(:,2));
end

```